

ECOLE DOCTORALE DE CENTRALE PARIS

THÈSE

pour obtenir le grade de

DOCTEUR EN SCIENCES DE L'ECOLE CENTRALE PARIS

Spécialité : Mathématiques Appliquées

présentée par

Guillaume PERRIN

ETUDE DU COUVERT FORESTIER PAR PROCESSUS PONCTUELS MARQUÉS

Thèse co-dirigée par Christian SAGUEZ et Josiane ZERUBIA et préparée au LABORATOIRE MAS
(Ecole Centrale Paris) et dans le projet ARIANA (INRIA Sophia Antipolis)

Soutenue le 2 Octobre 2006, devant le jury composé de :

Christian SAGUEZ	Professeur, ECP	Président, Directeur
Marc PIERROT-DESEILLIGNY	Directeur Technique Adjoint, IGN	Rapporteur
Anuj SRIVASTAVA	Professeur, Florida State University	Rapporteur
Jean-Guy BOUREAU	Ingénieur de Recherche, IFN	Examineur
Frédéric FALZON	Chef du Service Recherche "Systèmes d'Observation et Sciences", Alcatel Alenia Space	Examineur
Josiane ZERUBIA	Directrice de Recherche, INRIA	Directrice
Paul-Henry COURNÈDE	Maître de Conférence, ECP	Co-encadrant
Xavier DESCOMBES	Chargé de Recherche, INRIA	Co-encadrant

Remerciements

Finir la rédaction du manuscrit par les remerciements me permet de me remémorer les moments importants qui sont venus ponctuer ces années de doctorat, ainsi que les personnes qui m'ont accompagné et encouragé, celles qui ont fait avancer ce travail grâce à nos échanges, celles qui m'ont témoigné de leur amitié, qui ont partagé mon quotidien, et m'ont accordé parfois beaucoup de leur temps pour m'aider à me sortir de divers problèmes techniques de compilation ou de chasse au bug.

Ce travail n'aurait tout d'abord pas vu le jour sans le soutien de mes directeurs de thèse Christian SAGUEZ et Josiane ZERUBIA et de mes encadrants Paul-Henry COURNÈDE et Xavier DESCOMBES. Bien plus que sur le seul point scientifique, ils ont fait part d'une grande disponibilité, m'ont apporté l'autonomie et la confiance dont j'avais besoin, et ont également su m'encourager quand c'était nécessaire et je les en remercie. J'ai beaucoup apprécié leurs qualités humaines. Merci tout particulièrement à Xavier pour avoir été bien plus qu'un encadrant au cours de ces trois années : un guide, un phare, même si ses gestes parfois trop éclairés ont eu raison de mon plant d'avocat, qui malgré de nombreuses tentatives de réanimation n'a pas pu subsister.

Merci aux membres du jury de thèse, à commencer par les rapporteurs Marc PIERROT-DESEILLIGNY et Anuj SRIVASTAVA que je remercie vivement d'avoir accepté cette tâche difficile de relecture. Leurs analyses ont été précieuses, de même que les discussions que nous avons pu avoir ensemble au cours de leur visite ou séjour au projet Ariana. Je suis également très reconnaissant envers Anuj pour avoir fait le voyage depuis la Floride pour participer à la soutenance. Je remercie Frédéric FALZON pour son œil extérieur dans ce jury : j'espère que cela marque le début d'une collaboration fructueuse dans mon après thèse. Enfin, j'ai eu la chance de rencontrer en la personne de Jean-Guy BOUREAU un homme absolument passionné par son travail. Son enthousiasme a été communicatif, et ce travail doit beaucoup à sa connaissance extraordinaire des images qui m'ont servi de support ainsi qu'aux discussions que nous avons eues ensemble.

En outre, je souhaiterais remercier tous ceux que j'ai pu rencontrer au cours de mes différentes missions ou qui m'ont accueilli lors de mes déplacements. Je commencerai par remercier l'IFN et ses équipes des échelons de Montpellier, de Lyon ou de Nogent-sur-Vernisson, qui m'ont initié aux méthodes et enjeux des inventaires forestiers, par l'intermédiaire notamment de son directeur Claude VIDAL et de Nicolas STACH. Mes séjours au LIAMA

à Pékin m'ont également beaucoup marqué et celui de fin de première année a sans doute été un moment clé de ma thèse. Aussi, je tiens à remercier vivement les équipes GreenLab ainsi que celle d'observation de la Terre pour leur accueil, en particulier Marc JAEGER, Hu BAOGANG et Véronique PRINET. Merci aux équipes du CIRAD et du Cémagref pour m'avoir accueilli à Montpellier. Je salue également ceux que j'ai régulièrement croisé en conférence et en workshop. Enfin, je remercie l'ABG et Catherine ECHENNE-PLACA pour m'avoir accompagné en fin de thèse dans la relecture de ces années de doctorat et m'avoir aidé à prendre du recul à un moment opportun.

Travailler dans des conditions exceptionnelles comme celles qui m'ont été offertes au projet Ariana et au Laboratoire MAS est une chance immense. Je remercie ainsi chaleureusement tous les membres de ces deux équipes pour m'avoir aidé, écouté, soutenu, et simplement pour avoir été plus que des collègues de travail au cours des thés, pique-nique / football, randonnées, journées ski et autres sorties sportives ou culturelles. Mille mercis à Corinne et Sylvie ainsi qu'aux chercheurs permanents des deux équipes qui sont finalement les seuls à m'avoir accompagné pendant trois ans. Merci également aux nombreux étudiants, notamment aux thésards et post-doctorants que j'ai eu l'occasion de mieux connaître : Alexis, Alexandre, Alin, Amélie, Avik, Caroline, Dan, Emmanuel, Florent, Giuseppe, Jean-François, Karen, Maria, Marie, Mathias, Mats, Mickaël, Nicolas, Olivier, Peter, Pierre, Roberto, Timothée, Ting, Véronique ... Mention spéciale à Caroline et Mathias pour m'avoir aidé à me mettre dans le bain stochastique. Mention très spéciale pour finir à mes co-bureaux du B121, alias le bureau des arbres. Karen, pour m'avoir accueilli en fin de thèse et pour avoir fait preuve d'une grande patience lors de mes premiers pas au projet Ariana. Florent, pour m'avoir presque fait oublier que les Lensois nous ont volé le titre en 1998 (au point même de me faire baptiser mes premiers programmes SIKORA), pour les moments de détente passés ensemble, entre débats sportifs et autres concours de punaises ou de pronostiques, mais aussi pour les discussions plus scientifiques. Maria, pour m'avoir accompagné et motivé au cours des mois les plus difficiles, pour avoir pris soin des tomates, pour tes stylos, tes centimes d'euros et ta kopéyka.

Zidane ensuite mérite mes remerciements, puisqu'il m'a forcé à prendre de l'avance sur la rédaction du manuscrit pour regarder l'esprit libre ses exploits pendant la coupe du monde. Je remercie également mes proches, amis de Montargis, de prépa, d'école, et de la région niçoise, pour leur soutien et, pour les plus courageux, pour leur présence le jour de la soutenance. Et enfin, un grand merci à ma famille, plus particulièrement à mes parents, soeurs, beaux-parents, belles-soeurs et beaux-frères, et surtout à Sophie, pour leur présence et leur attention. Mention spéciale à ma femme pour sa relecture courageuse des transparents de la soutenance et du manuscrit.

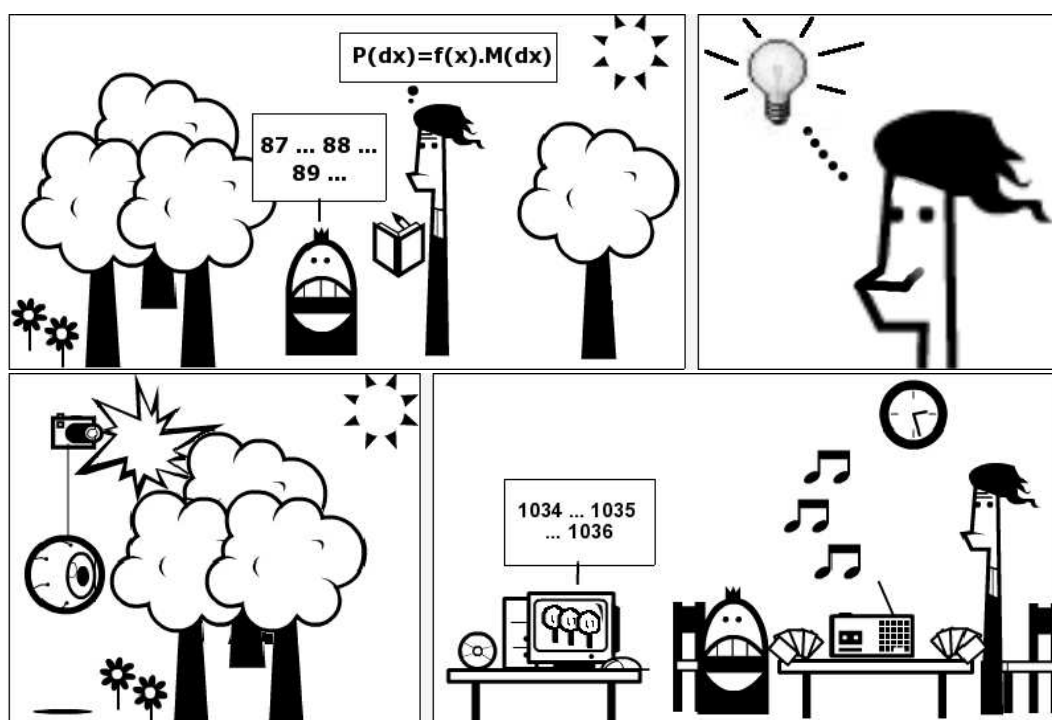


FIG. 1 – Les algorithmes automatiques peuvent ouvrir de nouvelles perspectives ...

Table des matières

Remerciements	i
Notations	1
1 Les sciences forestières et les apports de la télédétection	3
1.1 Différents types de données pour répondre aux besoins	5
1.1.1 Les débuts de l'imagerie forestière	5
1.1.2 Utilisation actuelle des données	6
1.1.3 L'imagerie optique	7
1.1.4 Les données Radar et Lidar	9
1.2 Quelques résultats à l'échelle de la parcelle	13
1.2.1 Données optiques	14
1.2.2 Données Radar et Lidar	14
1.2.3 Premières conclusions et limites	15
1.3 Vers un inventaire à l'arbre près ?	16
1.3.1 Extraction de houppiers sur des données optiques	16
1.3.2 Extraction de houppiers sur des données Lidar	23
1.3.3 Imagerie combinée	25
1.4 Notre approche : extraction des houppiers par processus ponctuels marqués	26
1.4.1 Problèmes inverses et approches probabilistes	26
1.4.2 Les données : confirmation d'une approche objet	27
2 Processus spatiaux et leurs applications en foresterie	29
2.1 Processus spatiaux : définitions et notations	29
2.1.1 Espace des configurations	30
2.1.2 Processus ponctuels : définitions et premiers exemples	31
2.1.3 Processus ponctuels définis par une densité	33
2.1.4 Processus de Markov	33
2.1.5 Stabilité d'un processus	35
2.2 Simulation des processus ponctuels	35
2.2.1 Rappel des principales notations	36
2.2.2 Problématique et enjeux	36
2.2.3 Algorithme de type Metropolis-Hastings	37
2.2.4 Algorithme de Metropolis-Hastings-Green	38

2.3	Application à l'extraction d'objets	40
2.3.1	A propos de la simulation	40
2.3.2	Optimisation	40
2.3.3	Simulation en temps fini	41
2.4	Statistiques spatiales en foresterie	42
2.4.1	Processus agrégés	43
2.4.2	Processus de Gibbs	45
3	Modèle 2D : extraction dans les zones denses	47
3.1	Description du modèle	47
3.1.1	Choix des images	47
3.1.2	Objets d'intérêt	48
3.1.3	Modèle probabiliste	49
3.1.4	Processus de référence	50
3.1.5	Modèles d'énergie	51
3.2	Energie a priori $U_p(\mathbf{x})$	52
3.2.1	Contraintes sur les objets	53
3.2.2	Superposition des objets	54
3.2.3	Modélisation des agrégats	56
3.2.4	Bilan et simulations de l'a priori	58
3.3	Energie d'attache aux données	59
3.3.1	Modèle bayésien	62
3.3.2	Modèle non bayésien	64
3.3.3	Stabilité	66
3.4	Noyau de proposition	66
3.4.1	Naissance et Mort uniformes	67
3.4.2	Perturbations simples	68
3.4.3	Fusion / Division	70
3.4.4	Naissance et Mort dans un voisinage	74
3.4.5	Convergence de l'algorithme	78
3.5	Résultats	80
3.5.1	Paramètres du modèle	80
3.5.2	Potentiel et limites du modèle bayésien pour l'étude des plantations	82
3.5.3	Apports du modèle non bayésien	86
3.5.4	Extraction sur des zones plus denses	88
4	Modèle 3D : extraction dans les zones non denses	97
4.1	Extraction d'arbres épars : de la 2D à la 3D	97
4.2	Fondements du modèle 3D	100
4.2.1	Espace Objet	100
4.2.2	Energie du modèle 3D	100
4.2.3	Noyau de proposition	102
4.3	Résultats	103
4.3.1	Paramètres	104

4.3.2	Premiers résultats	104
4.3.3	Remarques et adaptations du modèle	109
5	Conclusions et Perspectives	115
5.1	Conclusion générale	115
5.1.1	Synthèse des travaux effectués - Potentiel de notre approche	115
5.1.2	Limites éventuelles	116
5.1.3	Comparaison avec d'autres algorithmes	117
5.2	Perspectives	121
5.2.1	Quelle résolution pour les images ?	121
5.2.2	Des ellipses aux disques	123
5.2.3	Prendre en compte la couleur	123
5.2.4	Corrections physiques du modèle	123
5.2.5	Formes et texture pour la classification	125
5.2.6	Relier le traitement des images aux modèles de croissance	127
5.2.7	Estimation des paramètres du modèle	128
5.2.8	Optimisation de l'algorithme MHG	130
A	Rappels sur les chaînes de Markov et la théorie ergodique	137
A.1	Notions sur les chaînes de Markov	137
A.1.1	Premières définitions	137
A.1.2	Stationnarité et Invariance	138
A.1.3	Réversibilité	139
A.1.4	Irréductibilité	139
A.1.5	Ensembles petits et Apériodicité	140
A.2	Etude de la stabilité des chaînes de Markov	141
A.2.1	Ergodicité	141
A.2.2	Récurrence au sens de Harris	141
A.2.3	Théorème limite	142
B	Calculs sur le noyau de proposition	145
B.1	Naissance et Mort	145
B.1.1	Symétrie de la mesure $\xi_{NM}(.,.)$	145
B.1.2	Dérivée de Radon-Nikodym $D_{NM}(.,.)$	145
B.2	Perturbations simples	146
B.2.1	Symétrie de la mesure $\xi_{TS}(.,.)$	146
B.3	Fusion / Division	146
B.3.1	Rappel du noyau de proposition $Q_{FD}(.,.)$	146
B.3.2	Symétrie de la mesure $\xi_{FD}(.,.)$	147
B.3.3	Dérivée de Radon-Nikodym $D_{FD}(.,.)$	148
B.4	Naissance et Mort dans un voisinage	149
B.4.1	Rappel du noyau de proposition $Q_{NMV}(.,.)$	149
B.4.2	Symétrie de la mesure $\xi_{NMV}(.,.)$	149
B.4.3	Dérivée de Radon-Nikodym $D_{NMV}(.,.)$	150

C Lexique	151
D Publications et activités de recherche	153
E Nouveau Chapitre de la Thèse	157
E.1 Le projet de thèse	157
E.1.1 Le contexte et les enjeux	158
E.1.2 Cadre de ma thèse	159
E.1.3 Déroulement du projet	160
E.1.4 Evaluation et prise en charge du coût du projet	161
E.2 Compétences développées	161
E.2.1 Savoirs et savoir-faire scientifiques et techniques	161
E.2.2 Savoir-faire périphériques et complémentaires	164
E.2.3 Savoir-être	166
E.3 Bilan, impact de la thèse	166
E.3.1 Pour mes équipes	166
E.3.2 Bilan personnel	167
Bibliographie	169

Notations

<i>mot en italique</i>	Mot défini dans l'Annexe C
$\chi \subset \mathbb{R}^d$	espace des objets
x, x_i, u, v	objets
$\mathcal{P}$	espace des positions
$\mathcal{M}$	espace des marques
N^f	espace des configurations d'objets
$\mathbf{x}$, ou $\mathbf{y}$	configuration d'objets
$\Lambda(\cdot)$	mesure de Lebesgue
$\pi(\cdot)$	distribution du processus objet
$\pi_\nu(\cdot)$	distribution du processus de référence
$\nu(\cdot)$	mesure de référence sur χ
$f(\mathbf{x})$	densité d'un processus objet
$U(\mathbf{x})$	énergie d'un processus de Gibbs
$U_p(\mathbf{x})$	énergie a priori
$U_d(\mathbf{x})$	énergie d'attache aux données
$\mathcal{L}(Y = I X = \mathbf{x})$	vraisemblance d'une configuration $\mathbf{x}$
$R(\mathbf{x}, \mathbf{y})$	taux d'acceptation du mouvement $\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{y}$
$Q(\mathbf{x}, d\mathbf{y})$	noyau de proposition global
$Q_m(\cdot, \cdot)$	noyau de proposition du mouvement m
$\xi_m(\cdot, \cdot)$	mesure symétrique sur $N^f \times N^f$

Chapitre 1

Les sciences forestières et les apports de la télédétection

La forêt remplit de multiples vocations, et fait partie du patrimoine de notre civilisation. En premier lieu, elle est le principal témoin de la biodiversité terrestre, l'expression de la variété végétale et animale, le refuge de milliers d'espèces. Elle revêt également un caractère protecteur envers la régulation des phénomènes climatiques et géologiques, comme l'érosion des sols, les avalanches de montagne, ou les inondations. Quand elle est en période de croissance, elle joue une fonction de puits de carbone en absorbant naturellement le CO₂ et en stockant ce carbone dans le bois et les sols. Ainsi, la forêt est un maillon essentiel de la vie sur Terre. De plus, la forêt nous enchante, la beauté de ses paysages ne laisse personne indifférent, et elle se transforme en lieu de détente pour tous ceux qui arpentent ses chemins. Sur le plan de la production industrielle enfin, la forêt est la source d'une activité économique d'importance, en apportant son bois pour la construction, le chauffage et le papier.

Pour toutes ces raisons, et bien d'autres encore, nous devons la protéger et préserver cette diversité afin d'assurer la pérennité des habitats naturels. Pour cela, il est nécessaire d'apprendre à mieux la gérer, et en premier lieu, à mieux la connaître, ce qui n'est pas si aisé compte tenu de son étendue. Rien qu'en France métropolitaine (la plus grande richesse de biodiversité forestière de la France se situant hors métropole avec près de 8 millions d'hectares recouverts), près de 30% du territoire est recouvert par la forêt, soit une superficie de 16 millions d'hectares, pour un volume sur pied de plus de 2 milliards de m³ [IFN, 2003]. La forêt y est en expansion depuis la fin du XIX^{ème} siècle, et s'accroît actuellement de 50.000 hectares par an environ. Elle abrite également une des plus grandes biodiversités à l'échelle européenne, avec plus de 100 espèces d'arbres inventoriées (cf Fig. 1.1).

La dynamique de cette diversité, influencée par l'aménagement du territoire, la sylviculture et les phénomènes climatiques, est mesurée en France par l'Inventaire Forestier National (IFN) depuis 1958. Sa vocation est de réaliser un "inventaire permanent des ressources

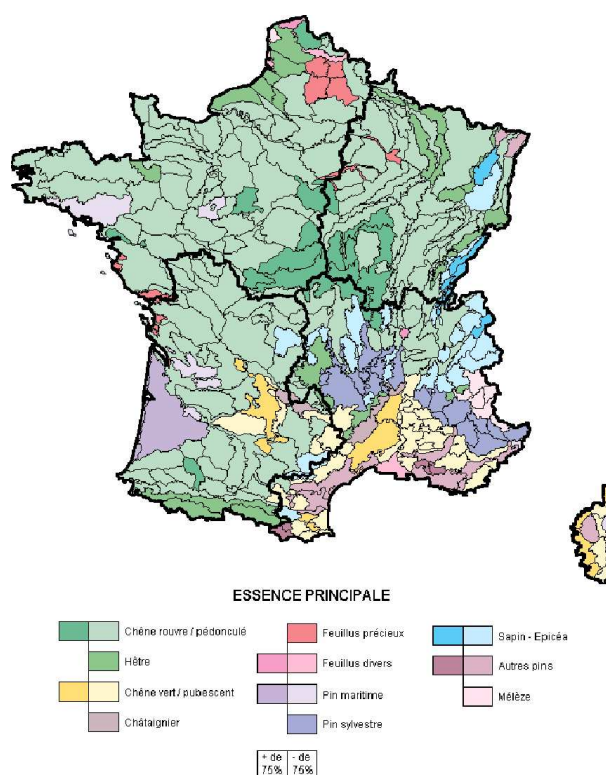


FIG. 1.1 – Carte des principales essences par région forestière en France ©IFN.

forestières nationales, indépendamment de tout question de propriété" [IFN, 2003]. Pour ce faire, des informations statistiques sont d'une part relevées sur le terrain (*dendrométrie*, flore). D'autre part, les types de peuplement (essences et structures forestières : *futaie*, *taillis*, *lande*, *peupleraie*, ...) ainsi que l'appartenance des forêts (74% de la forêt est privée, 16% communale et 10% domaniale) sont cartographiés (cf Fig. 1.2). Actuellement, l'IFN fournit des cartes avec une surface minimale de représentation de 2,25 ha, les massifs de dimension inférieure n'étant pas représentés (mais appréhendés statistiquement grâce aux relevés sur le terrain). Cette limite devrait prochainement être abaissée à 50 ares et uniformisée au niveau européen pour répondre à certains besoins, comme la nécessité de pouvoir prédire l'évolution des différentes parcelles, en terme de structure, de diversité des espèces, et de volume de bois.

Pour répondre à ces besoins, ou plutôt pour aider les forestiers dans leur mission d'étude de la dynamique forestière, il convient de tenir compte de l'apport de données très haute résolution, image optique ou laser, qui ouvrent de nouvelles perspectives aux inventaires. Aussi, dans ce chapitre, nous nous intéresserons à l'apport de la télédétection en foresterie. Après avoir rappelé brièvement l'historique de l'imagerie forestière et présenté les différentes données existantes, nous détaillerons les perspectives qu'elles offrent, aussi bien à

l'échelle de la parcelle qu'à l'échelle de l'arbre. Enfin, nous présenterons notre étude dans son contexte, les objectifs de celle-ci et la méthodologie proposée.

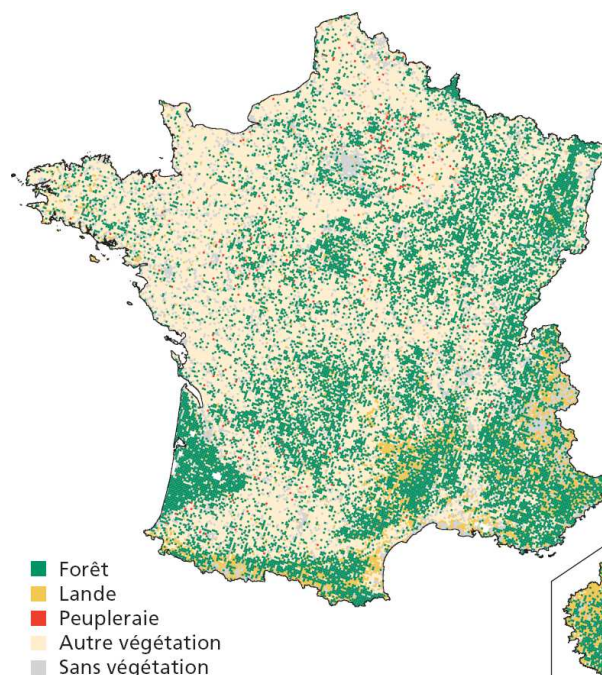


FIG. 1.2 – Carte de l'occupation du sol en 2005 ©IFN.

1.1 Différents types de données pour répondre aux besoins

1.1.1 Les débuts de l'imagerie forestière

Les premiers intérêts de recherche pour les inventaires forestiers remonteraient au début du XX^{ème} siècle en Finlande. Traditionnellement, ce sont d'une façon générale les pays scandinaves, mais aussi le Canada (la forêt canadienne représentant 420 millions d'hectares, soit 10% de la réserve mondiale), qui ont été précurseurs dans ce domaine. Dès l'arrivée des premiers avions vers 1910, et après leur utilisation militaire pendant la première guerre mondiale, de nouveaux modes d'observation de la Terre ont fait leur apparition. La cartographie, et en particulier celle des forêts, fut un des premiers domaines à en profiter, puisque l'utilisation des images aériennes pour la *photointerprétation* (PI) à des fins d'inventaire remonterait à 1920 au Québec et en Ontario [Howard, 1991]. Pour un historique plus détaillé sur les débuts de l'utilisation des images aériennes en foresterie, le lecteur intéressé pourra consulter [Spurr, 1948].

La recherche dans le domaine du Radar ("RAdio Detection And Ranging") et du Lidar ("LigHt Detection And Ranging") haute résolution est plus récente. Elle a été développée de

manière indépendante en Suède, en Finlande et en Norvège principalement. En Suède, ces développements commencèrent au milieu des années 1980 avec une application militaire pour la surveillance navale, et se sont progressivement étendus à d'autres disciplines.

1.1.2 Utilisation actuelle des données

De nos jours, de nombreux inventaires utilisent la PI manuelle des images aériennes en complément des reconnaissances sur le terrain pour calculer les paramètres forestiers et produire des cartes. Ainsi, l'étude des données issues de l'imagerie à très haute résolution spatiale (submétrique) permet actuellement d'obtenir par PI des informations sur la strate arborée, à commencer par une estimation des surfaces forestières, leur utilisation, et leur répartition par types de peuplement. La méthode pour recueillir ces informations par PI consiste, dans l'exemple de la France, à structurer le territoire au moyen d'un quadrillage de points appelé maillage. Seul un pourcentage de ces points est étudié chaque année (cf Fig. 1.3) sur une maille plus grossière recouvrant l'ensemble du territoire, afin de produire des résultats annuels à l'échelle du pays. Ces résultats s'affinent localement dès lors que l'on confronte des campagnes successives, la maille grossière étant translatée chaque année. Cette étude par PI permet également de positionner précisément le *point sol* pour les équipes se rendant sur le terrain pour effectuer des relevés dendrométriques, floristiques, et faunistiques. Dans un futur proche, les données satellitales très haute résolution viendront également s'ajouter aux données aériennes.

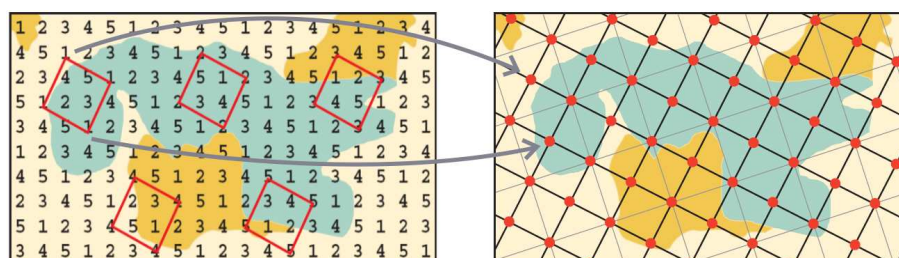


Fig. 1.3 – Maillage sur 5 ans du territoire français. Gauche : définition des points PI, chaque chiffre représentant l'année au cours de laquelle le point est exploré. Droite : exemple de points explorés lors d'une année ©IFN.

A l'échelle de la parcelle forestière, des informations sur la composition et les structures de la végétation sont extraites localement au niveau de ces points sols, mais ces relevés ne sont pas généralisables sur une grande surface du fait de la main d'oeuvre requise pour effectuer de telles mesures. Ces données représentent pourtant une composante forte de la biodiversité des milieux forestiers. Il est donc essentiel de développer des traitements algorithmiques des images, qui permettraient d'envisager une automatisation de certains de ces processus, à commencer par un enrichissement des informations relevées sur les images par

PI. Ainsi, l'identification automatique de l'objet arbre et de ses principales caractéristiques (localisation, dimension de la *couronne*, hauteur, ...) compléterait de manière significative les connaissances actuelles au niveau de la parcelle.

En effet, l'analyse automatique des images forestières pourrait apporter une connaissance plus fine de la composition des forêts, de leur diversité et de leur évolution, et ceci sur tout le territoire et non plus seulement sur quelques points sols. Les inventaires atteindraient alors un niveau de précision nettement supérieur, et pourraient répondre à des besoins comme l'abaissement de la surface minimale de représentation ou la cartographie des arbres ou des *ligneux hors forêt* (LHF) tels que les haies, qui ne sont pas cartographiés mais appréhendés statistiquement à l'aide des points PI et des points sols. Enfin, les indicateurs de biodiversité bénéficieraient naturellement de ce progrès des connaissances au niveau local.

1.1.3 L'imagerie optique

Malgré l'existence de nombreux types de clichés (panchromatique, couleur, infrarouge noir et blanc, ...), la plupart des images aériennes de forêts sont prises sur un film *Infra-rouge Couleur* (IRC) du fait de la richesse des informations contenues [Campbell, 2002]. Quant aux images satellitaires, ce sont souvent de l'hyperspectral. La sensibilité du film IRC recherche les intensités de réflexion des objets sur les longueurs d'onde du *proche infra-rouge* (environ 700-900 nm), du rouge (600-700 nm) et du vert (500-600 nm).

Le proche infrarouge (communément appelé NIR, pour "Near Infrared") offre une information plus riche sur la végétation que les couleurs naturelles. En effet, il permet tout d'abord de distinguer par la teinte les feuillus des résineux, mais aussi de distinguer les arbres sains des autres puisqu'il est très dépendant de l'activité chlorophyllienne de la plante (cf Fig. 1.4). Les différences de réflectance au sein de la végétation dépendent aussi de la période de l'année, la plus grande ayant lieu au printemps ou en automne [Gibson, 2000].

Les photographies IRC, une fois numérisées, sont représentées par des fausses couleurs pour décrire les trois bandes [NIR,Rouge,Vert], le rouge sur l'image représentant le NIR, le vert représentant le rouge, et le bleu le vert (cf Fig. 1.5). Cela signifie que les objets rouges sur l'image sont ceux qui reflètent beaucoup de lumière infrarouge (cf Fig. 1.5). De nombreux indices ont alors été créés pour interpréter les images de végétation [Gong *et al.*, 2003] dans différents contextes. Parmi ceux-ci, on retiendra tout particulièrement le NDVI ("Normalized Difference Vegetation Index"), et le RDVI ("Re-normalized Difference Vegetation Index"), qui, par construction, accentuent les zones dont le niveau de NIR est élevé par rapport à celui du Rouge, et qui mettent donc en valeur la végétation. Ainsi, si l'on note $[\rho_{IR}, \rho_R, \rho_V]$ les valeurs des 3 bandes [NIR,Rouge,Vert] de l'image IRC, on a :

$$NDVI = \frac{\rho_{IR} - \rho_R}{\rho_{IR} + \rho_R}$$

$$RDVI = \frac{\rho_{IR} - \rho_R}{\sqrt{\rho_{IR} + \rho_R}}$$

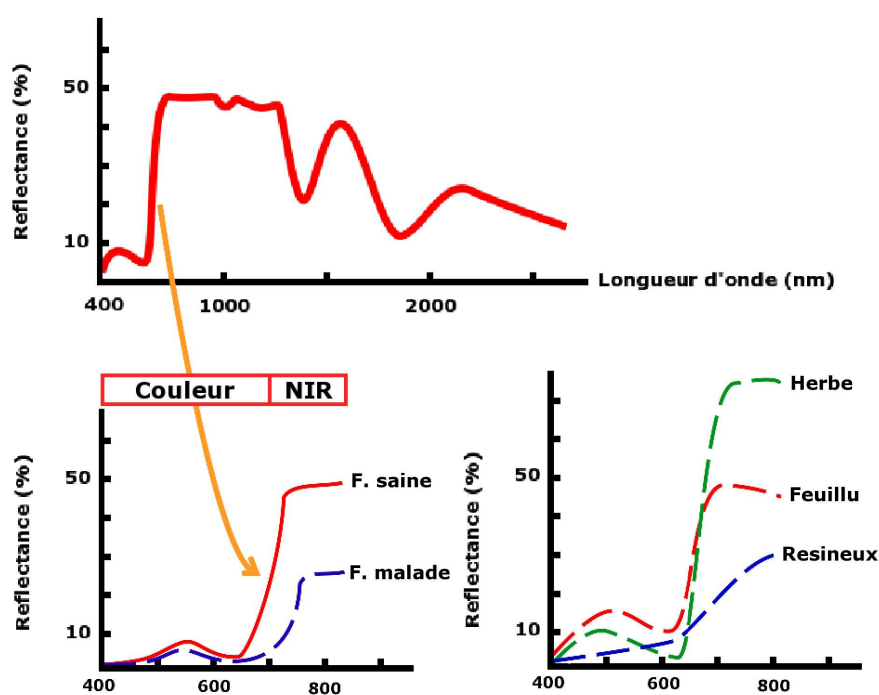


FIG. 1.4 – Haut : réflectance moyenne d'une feuille dans le visible et l'infrarouge. Bas gauche : courbe pleine, réflectance moyenne d'une feuille saine, courbe tirets, réflectance moyenne d'une feuille malade. Bas droit : réflectance moyenne de l'herbe, d'un feuillu, et d'un résineux. Schémas issus de [Gibson, 2000] et [Campbell, 2002].



FIG. 1.5 – Image de forêt du département du Nord : distinction entre végétation (rouge) et non végétation, et entre feuillus et résineux (plus sombres) ©IFN.

Comme on peut le remarquer sur les images des FIG. 1.6 et FIG. 1.7, les indices NDVI et RDVI offrent une certaine stabilité pour mettre en valeur la végétation, mais répondent également bien sur d'autres parties de l'image comme les champs de culture. Il n'est donc pas possible, avec un simple outil de morphologie mathématique et de seuillage, de segmenter la forêt. De plus, ces deux indices ne permettent pas de séparer les arbres les uns des autres et donc de les compter par exemple. Ils sont, par contre, discriminants pour éliminer ce qui n'est pas de la végétation. Dans la littérature, comme présenté dans la partie suivante, les algorithmes d'extraction d'arbres agissent la plupart du temps sur une seule des trois bandes de l'image IRC, ou sur une nouvelle image de niveaux de gris calculée à partir de cette image. Au vu des FIG. 1.6 et FIG. 1.7, les deux images qui donnent toujours une bonne réponse pour les arbres sont la bande NIR ou l'image d'intensité. En pratique, ce sont en effet les deux images qui sont utilisées dans les algorithmes d'extraction d'arbres.

Il existe quelques contraintes dans l'utilisation et l'obtention des clichés IRC. Pour obtenir une bonne qualité de photo, il faut une transparence suffisante de l'atmosphère, et un soleil haut pour limiter les ombres, surtout en montagne, le proche infrarouge n'étant pas sensible à la lumière réfléchie. Les campagnes aériennes ont donc lieu entre la mi-juin et la mi-septembre pour satisfaire à ces conditions.

1.1.4 Les données Radar et Lidar

Les données issues du Radar et du Lidar (capteurs actifs) sont une alternative à l'imagerie optique (capteurs passifs) pour l'étude des couverts forestiers. Leur fonctionnement est

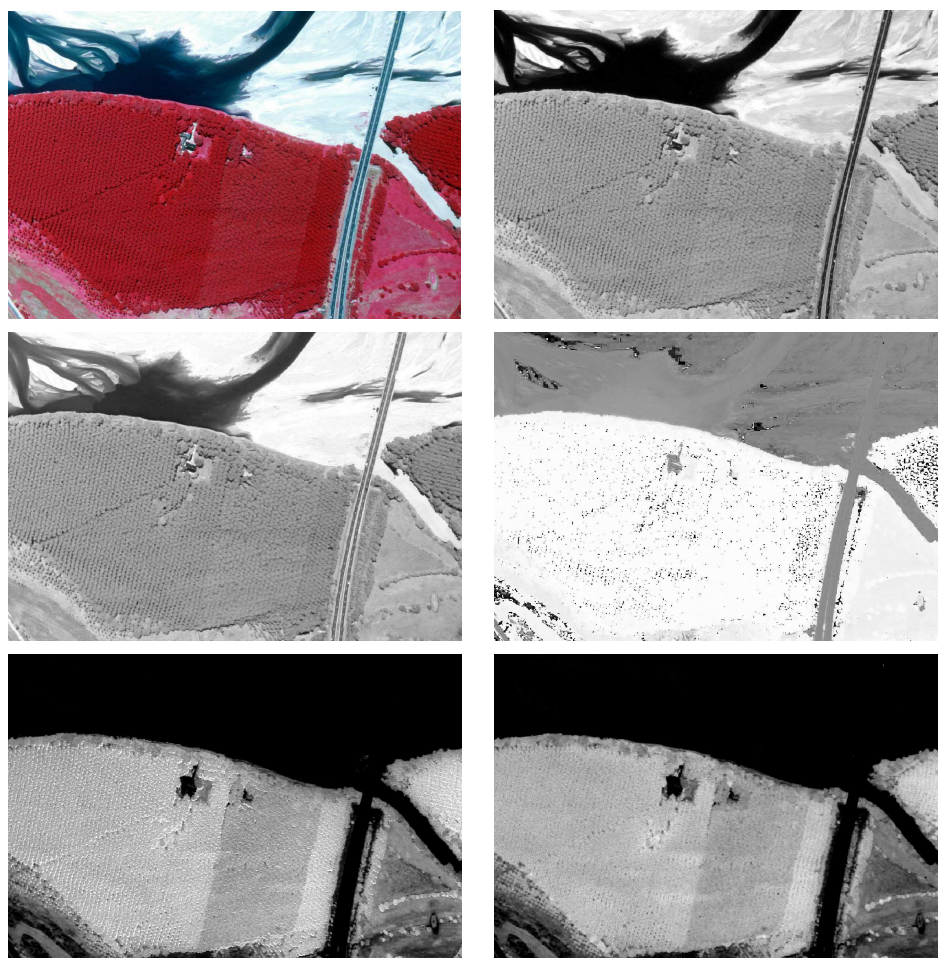


FIG. 1.6 – Haut gauche : image originale IRC, Maine et Loire ©IFN. Haut droit : bande NIR seule. Milieu gauche : image d'intensité. Milieu droit : image de teinte. Bas gauche : indice NDVI. Bas droit : indice RDVI.

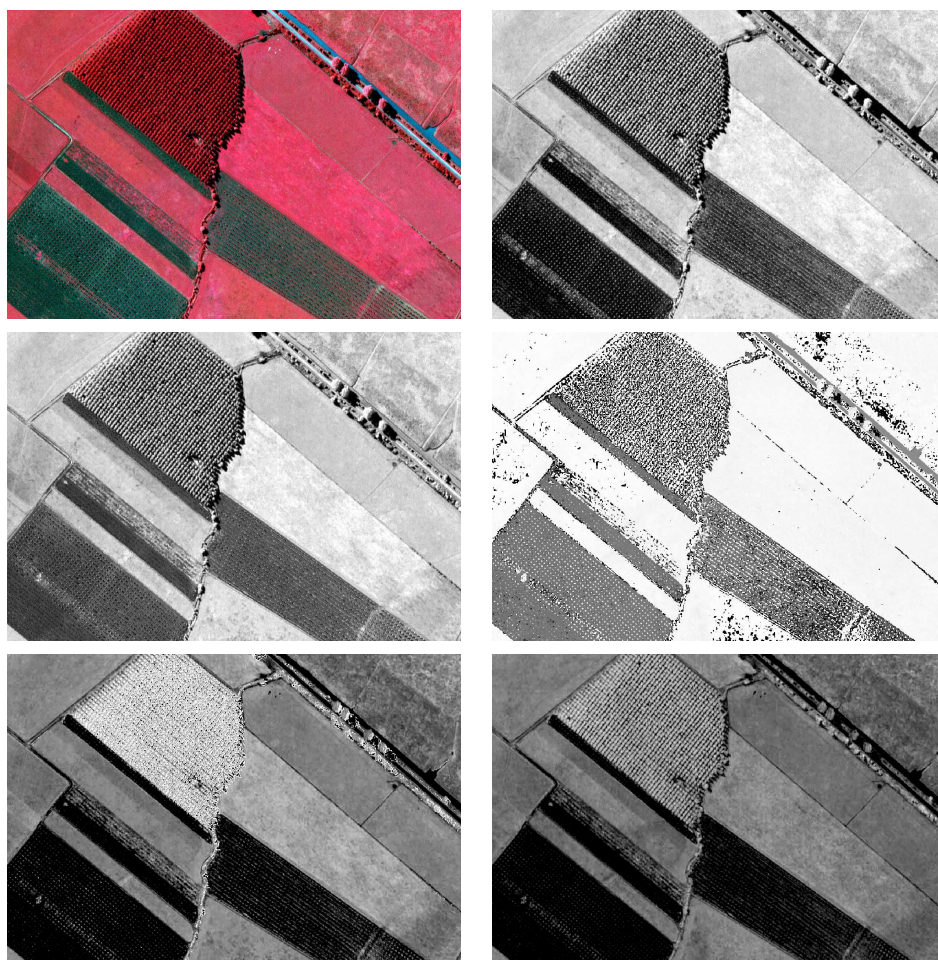


FIG. 1.7 – Haut gauche : image originale IRC, Saône et Loire ©IFN. Haut droit : bande NIR seule. Milieu gauche : image d'intensité. Milieu droit : image de teinte. Bas gauche : indice NDVI. Bas droit : indice RDVI.

sensiblement le même, la seule différence étant le domaine spectral dans lequel ils sont appliqués : alors que le Radar fonctionne dans le domaine des ondes radio, le Lidar couvre en particulier le domaine du visible, mais également les domaines ultraviolet (UV) et infrarouge (IR). Il sont utilisés dans de nombreuses applications, comme la détection de bâtiments [Vosselman *et al.*, 2004].

Le Radar permet d'avoir une information sur la *biomasse*, mais sature au dessus de 80 m³/ha, taux cependant fréquemment dépassé, particulièrement en France. Le Lidar est une donnée qui reste relativement chère par rapport aux données optiques. En pratique, il est cependant couramment utilisé en foresterie puisqu'il permet une mesure directe d'un paramètre d'intérêt majeur qui est la hauteur du toit forestier.

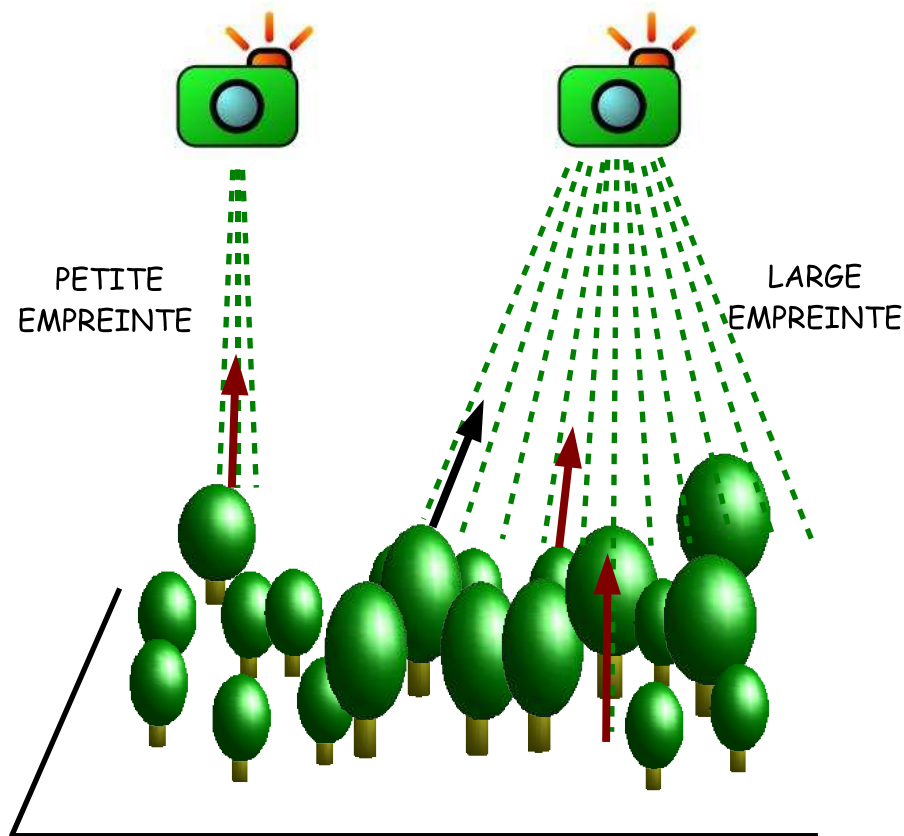


FIG. 1.8 – Les deux types de données Lidar : petite et grande tailles d'empreintes de faisceau.

Un Lidar se compose d'un système laser chargé d'émettre une onde lumineuse, d'un télescope qui récolte l'onde rétrodiffusée par les particules rencontrées, et d'une chaîne de traitement qui quantifie le signal reçu. A partir de cette composante rétrodiffusée, on peut alors déduire des informations quant au diffuseur (sa concentration par exemple) et sa dis-

tance par rapport au système de mesure. Dans les zones forestières, les impulsions Lidar pénètrent le couvert forestier à travers les trous. Selon le nombre d'impulsions enregistrées, on peut ainsi avoir des informations sur les différents étages de la *canopée* et sur le sol. On peut à partir de ces données déterminer la surface de la canopée, grâce à des *Modèles de Hauteur de la Canopée* (MHC) [Lefsky *et al.*, 2002], et en déduire le volume de bois [Andersen *et al.*, 2005].

Le Lidar présente différentes tailles d'empreintes (taille du faisceau), les grandes et les petites (cf Fig. 1.8). Elles donnent toutes deux une estimation convaincante de la hauteur de la canopée ainsi que de la biomasse. Au niveau des différences techniques, les petites empreintes opèrent principalement dans le proche infrarouge, et peuvent être programmées pour recevoir le premier ou le dernier retour. Au contraire, les larges empreintes enregistrent des réflexions du sommet de la canopée à chaque pulsation, à l'exception de celles qui tombent dans un grand espace vide, et des réflexions du sol à travers les trous de la canopée à l'exception des zones très denses. Ainsi donc, presque toutes les pulsations donnent des mesures de hauteur de la canopée et des informations sur sa structure verticale. A l'inverse, il arrive souvent que, du fait de la petite taille du faisceau, les petites empreintes ratent le sommet des arbres : il faut donc des vols intensifs pour recueillir des données sur de larges territoires. Une autre différence se situe au niveau de la disponibilité des deux types de Lidar. Les Lidars d'empreintes petites sont largement commercialisés, tandis que les larges empreintes sont pour l'instant utilisés principalement comme des instruments de recherche, et ont à ce jour collecté des données sur un nombre limité d'endroits. Ils seront bientôt bien plus largement distribués.

1.2 Quelques résultats à l'échelle de la parcelle

Malgré de nombreux algorithmes proposés (approche multi-échelle [Hay *et al.*, 2005], analyse de textures [Ruiz *et al.*, 2004], filtres de Gabor, ...), il n'existe à l'heure actuelle aucun algorithme assez robuste pour proposer une segmentation automatique des images de forêts en parcelles homogènes (en terme de structure, de groupes d'espèces, ...) de façon automatique. Ceci vient en partie du fait de l'extrême diversité des paysages forestiers. Ce domaine de recherche est tout à fait ouvert.

La majorité des méthodes qui recueillent des paramètres à l'échelle de la parcelle (taille moyenne des arbres, densité des *tiges*, superficie de la parcelle, ...) couplent donc l'utilisation de l'imagerie aérienne ou satellitale avec des inventaires sur le terrain. A ce sujet, de nombreuses méthodes ont été développées pour spatialiser les paramètres récupérés sur le terrain à l'aide de l'imagerie, mais aussi pour permettre la détection de trouées, de changements, ainsi que pour évaluer la biomasse [Leckie *et al.*, 1998]. D'autres algorithmes s'appuient sur l'existence d'un parcellaire cadastral [Trias Sanz, 2006] pour proposer une segmentation d'images en parcelles agraires et une classification de celles-ci.

Nous présentons dans cette partie quelques-uns des algorithmes d'extraction d'information à l'échelle de la parcelle, en les classant par type de données qu'ils utilisent.

1.2.1 Données optiques

Une des approches de spatialisation de l'information les plus connues est celle du "K Nearest Neighbor" (kNN), présentée dans [Haapanen *et al.*, 2004]. Il s'agit d'une méthode de classification non paramétrique, développée en Finlande depuis la dernière décennie, dont le but est d'estimer la composition des forêts et d'aider les inventaires dans la cartographie. Des relevés sur le terrain sont effectués, puis localisés sur l'image dans des pixels dits de référence. L'algorithme associe ensuite à chaque pixel de l'image (satellitaire dans ce cas) les attributs des pixels de référence qui lui ressemblent le plus, la similarité étant jugée sur un espace donné (distance euclidienne dans l'espace spectral par exemple). Une pondération intervient dans l'influence des k plus proches pixels. Cette méthode permet donc de spatialiser les relevés sur le terrain. L'incertitude locale est forte mais les erreurs locales sont statistiquement corrigées. Cette méthode est actuellement testée dans d'autres pays, où elle devra prouver son efficacité devant une grande variabilité des forêts. Sans relevé terrain, mais en se basant sur la connaissance de l'espèce pour certains pixels de l'image, la classification peut aussi être abordée au moyen de méthodes d'apprentissages (classification d'un certain nombre de pixels dans l'image) ou par réseaux de neurones, cf [Torma, 2000] sur des données Landsat.

Les données optiques peuvent également être utilisées dans la détection des *coupes rases*. Bien qu'elles ne soient pas cartographiées, elles peuvent être appréhendées par la détection des changements [Durrieu et Boureau, 1996, Stach *et al.*, 2005] entre deux images. Cette technique présente un intérêt certain dans la cartographie des plantations (exemple des massifs landais), dont les coupes sont régulières. En effet, la carte des âges des plantations découle directement de la détection des coupes rases réalisées régulièrement.

Enfin, il est possible d'estimer certains paramètres de biomasse à partir de données multispectrales, en établissant des courbes de confiance entre des relevés sur le terrain et des mesures sur l'image. Ainsi, sur des données IKONOS multispectrales (4m de résolution en rouge, vert, bleu et infrarouge, et 1m en panchromatique), [Greenberg *et al.*, 2005] relie l'aire de la végétation ombragée pour chaque arbre à deux paramètres de structure : le *dbh* ("diameter at breast height") et l'aire de la couronne. Le comptage des polygones d'ombres délinéés dans une région donne de plus une estimation de la densité de tiges. La quantification de l'échange de CO₂ avec l'atmosphère a aussi été traitée dans [Hurt *et al.*, 2003] sur des données IKONOS de résolution 4m.

1.2.2 Données Radar et Lidar

En foresterie, de nombreuses applications peuvent être traitées avec les données laser, comme la création du MHC, la détection de changements, ou l'extraction d'arbres individuels (voir partie suivante). Ces méthodes ont principalement été développées dans les pays scandinaves, dès le milieu des années 90. Les chercheurs comme les entreprises ont été très actifs dans ce domaine afin de créer des modèles numériques de terrain sur les paysages forestiers, mais aussi des méthodes d'inventaire à l'arbre près [Hyypä *et al.*, 2004, Hyypä *et al.*, 2000].

Ainsi, la disponibilité accrue des données Lidar a accéléré l'utilisation de ces données dans différentes problématiques d'inventaire. Dans [Nilsson, 1996], les auteurs montrent par exemple le potentiel du Lidar pour retrouver le volume de bois à l'aide de fonctions de régression obtenues en rapprochant les mesures Lidar petite empreinte et les mesures sur le terrain. Des tailles différentes de faisceau, de 0.75m à 3m, furent testées et n'apportèrent pas de grande différence sur le résultat. Le Lidar a ensuite été utilisé pour étudier la hauteur des arbres [Andersen *et al.*, 2001] et identifier ceux-ci à partir de la réponse impulsionnelle de la végétation [Pyysalo et Hyypä, 2004]. Les caractéristiques de la forêt comme la hauteur des arbres, le dbh et le volume de bois peuvent être estimés avec précision en utilisant le Lidar (cf [Means *et al.*, 2000], [Naesset et Bjerknes, 2001] ou [Maltamo *et al.*, 2004].

A grande échelle, l'utilisation des données laser acquises sur un grand territoire ont été étudiées dans [Holmgren et Jonsson, 2004] en Suède, sur un territoire de 50 km². Il résulte de cette étude que les paramètres comme la hauteur moyenne des arbres, le diamètre moyen des couronnes, le dbh et le volume de bois peuvent être estimés avec une meilleure précision avec du laser qu'avec les méthodes traditionnelles. Des résultats similaires sont présentés dans [Danilin et Medvedev, 2004] pour l'estimation de la biomasse et l'inventaire forestier en Sibérie. Dans le même sens, il convient de citer les travaux de [Popescu *et al.*, 2004] et de [Bhogal *et al.*, 1998], qui estiment à partir de données Lidar (avec l'apport de données multispectrales également) des paramètres comme la biomasse, le diamètre à la base, le dbh et le volume de bois en corrélant les résultats issus des données avec des mesures sur le sol.

1.2.3 Premières conclusions et limites

En conclusion, [Hyypä *et al.*, 2000] comparent toute une série de données dans le cadre de l'application aux inventaires forestiers. Ils affirment que les images optiques comportent toujours plus d'information pour les inventaires que les images Radar. Au contraire, ces données Radar sont les seules à pouvoir donner des informations très proches de la réalité sur des paramètres tels que la hauteur moyenne de la canopée et l'estimation du volume de bois. Le capteur Radar permet également de recueillir des données quel que soit le temps, contrairement aux capteurs optiques.

Par contre, les problèmes restent nombreux lorsque la forêt est très dense. Ainsi, le Li-

dar avec une petite empreinte a une efficacité limitée dans les forêts tropicales denses à cause notamment des retours du sol incohérents. Malgré la grande variété des capteurs et des satellites disponibles, comme le Landsat, Spot, ou le Laser Vegetation Imaging Sensor [Drake *et al.*, 2002], les techniques de fine résolution spatiale n'ont pas eu une grande application pour l'étude de la structure en forêt tropicale, et leur impact a donc été restreint sur la recherche écologique et la gestion des forêts.

Des progrès significatifs sont cependant engagés, grâce à l'enjeu environnemental que représente l'étude des forêts tropicales. Dans [Couteron *et al.*, 2005] par exemple, les auteurs travaillent sur des images aériennes de la Guyane. Ils présentent une approche utilisant un indice de texture de canopée pouvant être extrait des images à partir d'une analyse spectrale de la transformée de Fourier 2D. L'objectif de cette technique est de prévoir des paramètres de structure spatiale pour aboutir à de nombreuses applications intéressantes comme l'estimation de la biomasse au sol ou des stocks de carbone. Par rapport à des points de contrôle, cet indice de la canopée montre des corrélations significatives avec la densité des arbres, le diamètre et l'aire des couronnes, la distribution des arbres dans des classes de dbh, ainsi que la hauteur moyenne de la canopée.

1.3 Vers un inventaire à l'arbre près ?

Dans cette partie, nous présentons en détail les principales méthodes d'extraction de *houppiers* proposées dans la littérature, à base de données optiques, Lidar, ou combinées. Il nous sera difficile de comparer ces résultats car les données sont toutes différentes, puisqu'il n'existe pas encore dans la communauté de base de données d'images servant de référence pour tester les différents algorithmes. Une des contributions de cette thèse a d'ailleurs été de mener une comparaison des différentes approches sur une série d'images, les résultats de cette comparaison étant en partie détaillés dans le chapitre 5.

1.3.1 Extraction de houppiers sur des données optiques

Les méthodes d'extraction de houppiers sur des données optiques (images IRC la plupart du temps) mettent à profit le pic de réflectance de la végétation dans le NIR, sur des images de printemps ou d'été. L'une des seules exceptions se situe dans le cadre de l'extraction d'arbres en zone urbaine, où [Bacher et Mayer, 2000] détectent des feuillus dépourvus de leurs feuilles (en hiver) sur des images très haute résolution (4cm), grâce à l'ombre de l'arbre projetée sur la voirie et la géométrie rectiligne du tronc.

D'une façon générale, les algorithmes de détection de houppiers sur des données optiques peuvent être regroupés en trois grandes familles : les détections de maxima locaux, les approches contour, et les approches de type "templates".

a- Maxima locaux

Les méthodes de maxima locaux, introduites dans [Blazquez, 1989], puis dans [Pinz, 1991], identifient les pixels clairs entourés de pixels de plus faible intensité à l'intérieur de fenêtres de taille fixe ou variable. Il s'agit d'algorithmes simples qui donnent en sortie la localisation de chaque couronne. L'hypothèse de départ est que la réflectance d'un houppier est maximale sur son sommet.

L'estimation du nombre d'arbres et leur localisation sont les principaux paramètres d'intérêt que peuvent fournir ces approches. Par exemple, [Dralle et Rudemo, 1996] utilisent sur des photos aériennes panchromatiques numérisées un lissage par un noyau Gaussien isotrope, puis estiment le nombre de tiges à l'hectare à partir du nombre de maxima locaux supérieurs à un certain niveau de gris. [Verbeke *et al.*, 2005] calculent la densité d'arbres dans la parcelle à partir des statistiques qui dérivent des distances entre les maxima locaux. L'estimation des maxima locaux peut aussi bien se faire sur des images aériennes que sur de l'imagerie satellitale (IKONOS panchromatique) [Wulder *et al.*, 2004].

La position des maxima locaux ne correspondant pas toujours aux sommets exacts des houppiers, des corrections peuvent être apportées. Par exemple, [Pouliot *et al.*, 2002] proposent une chaîne de traitements successifs de l'image, qui, partant des maxima locaux extraits de la différence absolue entre la bande NIR et la bande rouge, réajuste les positions des sommets des arbres après observation des niveaux de gris dans des disques autour de ces maxima.

Un des problèmes majeurs des maxima locaux est leur faible robustesse par rapport à la taille de la fenêtre, la taille des arbres, mais aussi le contenu bien souvent très complexe de l'image. Quelques propositions permettent de réduire ces phénomènes. Ainsi, [Dralle et Rudemo, 1996] proposent un modèle paramétrique simple pour évaluer la largeur de bande optimale du filtre. Pour faire face à la grande variabilité de la taille des arbres et aux sur-détections obtenues par les maxima locaux, [Daley *et al.*, 1998] proposent d'utiliser des tailles de fenêtres dynamiques afin d'appréhender au mieux la différence de taille des houppiers (qui varie selon l'âge des arbres notamment), contrairement aux autres approches qui ont, pour la plupart, des fenêtres de taille statique. Enfin, [Niemann *et al.*, 1998], qui travaillent sur des images panchromatiques orthorectifiées, proposent d'utiliser un filtre sur l'image initiale selon les valeurs des pixels qui entourent les maxima locaux afin d'éviter de détecter des arbres sur les sites de non végétation.

En particulier, un des problèmes des maxima locaux est le grand nombre de fausses alarmes qu'ils provoquent sur des images de forêt non dense. Il convient de le prendre en compte dans les algorithmes. Par exemple, une technique consistant à chercher les maxima locaux dans la bande proche infrarouge, avec ou sans lissage au préalable, a été utilisée dans [Gougeon, 1997]. L'algorithme isole généralement un pixel par couronne dans les zones denses, mais dans les zones plus dégarnies, quand le sol est aussi illuminé, il y a de nombreuses fausses alarmes sur le sol. Ce phénomène peut être limité en cherchant une ombre

à une distance et une orientation donnée (liée à la position du soleil) pour chaque sommet d'arbre potentiel. Quelques problèmes persistent pour les zones non forestières, où un masque manuel est généralement utilisé pour cacher les routes par exemple.

Il est à noter que la détection des maxima locaux sert parfois de base à l'utilisation d'autres méthodes plus complexes de délimitation de houppiers. De nombreuses méthodes dites à graines, nécessitant une initialisation par des pixels appartenant aux houppiers, se servent en effet de ces maxima locaux comme points de départ. Dans [Pinz, 1998], les auteurs identifient les maxima locaux et sélectionnent ceux dont la moyenne des niveaux de gris dans des disques concentriques descend en dessous d'un seuil, afin d'en déduire qu'il s'agit bien d'un arbre et d'en extraire le rayon. [Walsworth et King, 1998] utilisent les maxima locaux et des surfaces de coût pour extraire les contours des houppiers et fusionner les maxima issus d'un même arbre. Enfin, [Pouliot *et al.*, 2002] proposent un procédé de délimitation fondé sur leur analyse permettant d'ajuster la position de leurs maxima locaux.

b- Délimitation des couronnes - approche contour

Dans la perspective de mesurer la taille des arbres, l'un des paramètres les plus importants à extraire automatiquement [Gougeon et Leckie, 1998], des algorithmes fondés sur une délimitation du houppier, qui préservent donc la forme de la couronne, ont été développés. Le but est d'obtenir le contour de l'arbre, afin de segmenter la couronne entière. Ensuite, des algorithmes de classification par espèce peuvent être entrepris sur les arbres extraits.

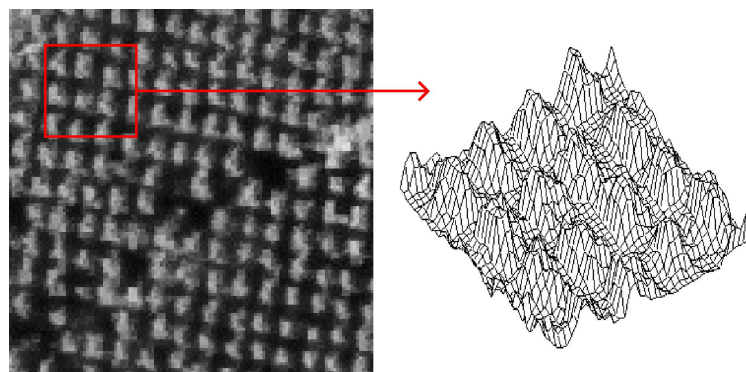


FIG. 1.9 – A gauche : image de données ©IFN. A droite : extrait de sa carte topographique 3D, la troisième dimension étant les niveaux de gris.

Segmentation de la couronne

Dans [Gougeon, 1995b, Gougeon, 1995c], les auteurs détaillent un programme complet comportant un processus de délimitation, puis de classification des couronnes d'arbres, sur des images multispectrales aériennes et géoréférencées de très haute résolution spatiale. Il

s'agit de données MEIS [Gougeon, 1992] ("Multispectral Electro-optical Imaging Sensor") de résolution 36, 70 ou 100 cm/pixel, ou IKONOS [Gougeon *et al.*, 2001a]. La délinéation, détaillée dans [Gougeon, 1998], est ainsi suivie d'une identification individuelle des espèces des arbres [Gougeon, 1995a]. Leur algorithme de délinéation des couronnes, le suivi de vallées ("valley-following"), utilise les bandes d'ombre autour des arbres qui sont révélatrices de leur présence. Le prétraitement est une phase clé, avec notamment le choix de la bande spectrale à utiliser et à transformer en niveaux de gris (bande proche infrarouge ou image d'intensité de l'image multispectrale). Celle-ci est parfois lissée avec un masque 3×3 . La base de cette approche de délinéation est l'analogie avec la topographie : l'axe de niveaux de gris représentant une troisième dimension, on cherche à isoler les montagnes (houppiers) à partir des vallées (zones d'ombres) (cf FIG. 1.9). Une succession de règles de post-traitement, détaillées dans [Gougeon, 1998], permet de fermer les contours et de séparer les couronnes fusionnées.

Cette approche fonctionne particulièrement bien quand le soleil est bas, ainsi que pour des formes coniques d'arbres (comme certains conifères par exemple), qui créent naturellement des zones d'ombre entre les tiges. Par contre, le processus a tendance à casser les couronnes des gros arbres. La solution serait un lissage adaptatif selon la taille des arbres. De façon qualitative, lorsque les résultats d'extraction sont comparés avec une extraction manuelle [Leckie *et al.*, 1999], on voit en effet que certains gros troncs sont divisés tandis que d'autres plus petits sont au contraire fusionnés. Au dessous d'une densité de 500 arbres par hectare, il y a trop d'arbres créés par le suivi de vallées, alors qu'au dessus de 900 arbres par hectare, il y a trop de sous-estimation, bien que cela se retrouve aussi dans la détection manuelle qui est également fautive. Enfin, les auteurs donnent une détection maximale pour des arbres d'une dizaine de pixels pour les feuillus et de 25 à 45 pixels pour les résineux sur des images de résolution 36cm par pixel [Leckie et Gougeon, 1998]. Un autre inconvénient de cette approche est qu'elle provoque des fausses alarmes sur les zones ouvertes, où un fort taux de sur-détection peut être rencontré. La solution proposée est soit de classer automatiquement cette zone dans une classe spéciale, et de l'enlever de l'image en prétraitement, soit de ne retenir que les pixels qui ont une valeur normalisée de radiance infrarouge (radiance divisée par radiance moyenne sur le canal) plus grande que les deux autres radiances normalisées [Gougeon et Leckie, 1998].

Une autre méthode de délinéation utilisant l'analogie topographique est présentée dans [Culvenor *et al.*, 1998, Culvenor, 2002] sur des eucalyptus dont la densité du feuillage est faible et la structure de la couronne complexe. Une fois les maxima locaux identifiés sur la bande proche infrarouge, on opère une croissance de régions vers des minima qui représentent les ombres pour trouver les bords des houppiers. Cette méthode fonctionne également bien dans des canopées denses où il y a de l'ombre entre les arbres.

Une autre approche contour proposée dans [Erikson, 2004a] consiste en une croissance de régions dont les points de départ sont appelés des graines. Deux types d'algorithmes sont testés, le premier avec un grand nombre de graines pour chaque couronne, le second avec une seule graine correspondant à la position du houppier. Principalement deux problèmes

émergent pour cette approche de croissance de régions : le premier concerne le nombre de graines, et le second les règles qui font grandir les régions. Le prétraitement avant la sélection des graines [Erikson, 2006, Hirschmugl *et al.*, 2005], qui influent directement sur le résultat puisqu'elles fixent le nombre de régions, est une étape clé. Les auteurs proposent tout d'abord de seuiller l'image et de la binariser, afin d'avoir une première segmentation de la végétation, puis d'utiliser une image de distance [Borgefors, 1996] (où la valeur du pixel correspond à sa distance au fond) pour définir les graines : celles-ci sont les maxima locaux sur un filtre 3×3 de l'image de distance. Ensuite, pour la croissance des régions, ils comparent les approches des ensembles flous ("fuzzy sets"), du mouvement brownien et de la marche aléatoire. Pour les ensembles flous, un point appartient aux différents ensembles avec une probabilité entre 0 et 1, les règles utilisées pour fixer ces probabilités établissant que la variation de couleur à l'intérieur d'un houppier est moindre que celle entre différents houppiers, et qu'il existe une vallée de pixels sombres entre les couronnes (cf suivi de vallées). Un des inconvénients de cette approche est qu'elle ne conserve pas assez les formes des houppiers, notamment des larges structures (elle est utilisée qui plus est dans le processus de classification). Pour le mouvement brownien, l'hypothèse de présence de vallées sombres entre les couronnes est conservée. On pondère l'amplitude du mouvement brownien par rapport aux valeurs des niveaux de gris rencontrés. Une nouvelle image, sur laquelle a lieu le processus final de segmentation, calcule le nombre de fois qu'un pixel est visité. Les quelques problèmes de mauvaise découpe sont corrigés en utilisant une marche aléatoire au lieu du mouvement Brownien. Les résultats de segmentation vont jusqu'à 95% de bonne délinéation.

Enfin, d'autres approches contour ont été proposées dans la littérature. Une première approche développée dans [Brandtberg et Walter, 1998] délimite les houppiers se fonde sur du multi-échelle. Les contours sont obtenus suite à l'extraction des passages à zéro convexes calculés au niveau sub-pixélique sur l'image d'intensité lissée à différentes échelles. Des attributs peuvent alors être extraits sur la couleur et la forme (taille, convexité, ...) du houppier pour la classification [Brandtberg, 2002]. Une autre approche, traitant la délinéation des arbres dans une forêt de feuillus, rendue difficile à cause de la mosaïque complexe des houppiers, est détaillée dans [Warner *et al.*, 1998]. Les auteurs se servent alors des ombres entre les couronnes, et utilisent des textures directionnelles pour grouper les pixels et les groupes de pixels adjacents en couronnes. Ils utilisent la texture pour permettre la détection d'arbres avec une intensité plus faible. Une autre approche texture est proposée dans [Moeller *et al.*, 2005], où cette fois des signatures sont attribuées à chaque pixel de l'image après calcul du spectre fréquentiel (Transformée de Fourier) sur une fenêtre autour de ces pixels. Après une classification par un "K-Means", un opérateur intervient dans la phase de regroupement des classes ("clustering"), puis de la morphologie mathématique permet d'obtenir les contours finaux des houppiers. Cette approche permet notamment de différencier les feuillus des conifères. Une dernière approche, introduite dans [Horvath *et al.*, 2006], consiste à utiliser des contours actifs d'ordre supérieur pour extraire les houppiers. L'énergie du modèle est constituée d'un terme image et d'un terme de régularisation qui favorise des formes circulaires pour les contours actifs.

Classification

Ces méthodes de délimitation laissent ensuite souvent place à des algorithmes de classification des houppiers [Leckie *et al.*, 2003b]. Un programme de création des signatures pour chaque couronne ("Signature Generation Process") se charge de calculer les signatures de classes à partir des données multispectrales de l'image initiale en moyennant des paramètres pour les arbres d'une même classe. Un processus de maximisation de vraisemblance permet d'associer à chaque couronne une classe, ou de la laisser non-classifiée si sa signature est trop éloignée de celles des autres. Ainsi, un travail sur des cimes délimitées manuellement pour éviter le biais dû à une mauvaise détection est réalisé dans [Gougeon, 1995a]. Après avoir sélectionné 50 arbres de chaque espèce, et les avoir identifiés sur le terrain, les auteurs calculent 7 paramètres sur la couronne : la moyenne multispectrale des pixels dans la couronne (moyenne sur chacune des bandes), la moyenne multispectrale des pixels dans la partie illuminée de la couronne, la valeur multispectrale du sommet de l'arbre (pixel le plus éclairé). Ces signatures spectrales mettent donc en jeu les moyennes et covariances des valeurs multispectrales des pixels de chaque cime pour décrire une cime, tandis que la moyenne multispectrale et la covariance des cimes devient elle-même la signature d'une zone. Du fait du faible nombre d'échantillons (nombre de pixels), il faut trouver des paramètres parcimonieux mais assez discriminants, ne demandant pas trop d'échantillons pour obtenir de bons résultats. Une fois la classification opérée, ce processus de classification permet de regrouper en peuplements forestiers les couronnes délimitées [Gougeon, 1996]. De plus, au niveau des résultats de classification, les problèmes viennent du fait de la proximité des signatures spectrales des différentes espèces, notamment le cèdre rouge avec le sapin [Gougeon *et al.*, 1998].

Dans [Erikson, 2004a], le processus de classification utilise les réflectances des pixels (pour distinguer les conifères des feuillus), la structure interne et les ombres sur le houppier. Par exemple, une mesure compte le nombre de pixels clairs et rouges et le compare avec le nombre total et trouve de cette façon les bouleaux. Une autre permet de distinguer les trembles, une autre les épicéas grâce aux concavités. Ces mesures sont calculées dans un ordre précis jusqu'à ce qu'un critère soit validé et classifie le houppier. Les pourcentages de classification sont d'environ 75%. Cette partie est détaillée dans [Erikson, 2004b].

c- Approche objets

Une autre famille de méthodes regroupe les approches objets. Il s'agit de calculer des patrons ("templates") [Pollock, 1996, Larsen, 1997, Sheng *et al.*, 2001], autrement dit des rendus mathématiques de l'apparence des arbres de différents formats, géométries, points de vue, et de chercher leur occurrence dans l'image pour trouver la localisation et la taille des arbres de la parcelle.

Ainsi, [Larsen et Rudemo, 1997b] utilisent des patrons elliptiques qui dérivent d'un modèle optique de la couronne des arbres. La forme des arbres est modélisée par un ellipsoïde

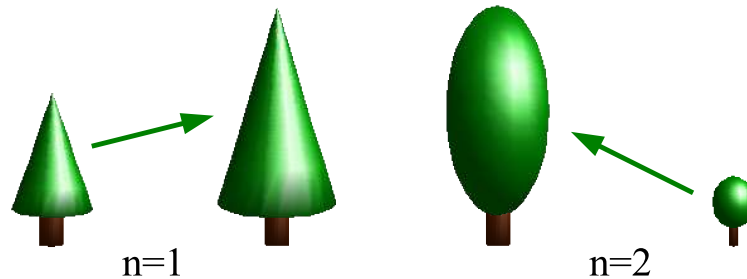


FIG. 1.10 – Approche objets : différentes formes de patrons. Gauche : $n = 1$, forme conique. Droite : $n = 2$, forme d'ellipsoïde.

généralisé [Pollock, 1998, Larsen et Rudemo, 1997a] :

$$\frac{(x^2 + y^2)^{\frac{n}{2}}}{b^n} + \frac{(z^2)^{\frac{n}{2}}}{a^n} = 1 \quad (1.1)$$

où z est l'axe vertical, a la demi hauteur de la couronne, b sa demi largeur et $n \geq 1$ un paramètre de forme. Un modèle de réflexion / absorption de la lumière par le feuillage de l'arbre et par le sol est constitué pour obtenir le patron. Ce modèle nécessite la donnée de la position du soleil et de la caméra, ainsi que la hauteur et la taille approximative des couronnes pour calculer le patron. La recherche des maxima locaux de la fonction de corrélation des transposées de ce patron dans l'image conduit à trouver un certain nombre de positions des arbres. Il est à noter que des méthodes de post-traitement, lorsque l'on connaît certains paramètres comme le nombre d'arbres a priori, permettent d'affiner le résultat. Par exemple, cette valeur peut être estimée à l'aide d'une recherche de maxima locaux sur l'image lissée par convolution avec une gaussienne pour les arbres situés près du *point Nadir* (cf Fig. 1.11).

Un des avantages de cette modélisation des patrons est que naturellement, les couronnes ne sont pas illuminées de façon homogène sur toute leur partie mais ont une partie auto-ombragée à l'arrière : les rayons lumineux pénètrent et illuminent quelques parties de l'arrière tandis que d'autres restent totalement ombragées [Larsen et Rudemo, 1998]. Avec des arbres qui s'ombragent entre eux, c'est encore plus complexe. Dans [Larsen, 1998], une réflexion sur la fenêtre optimale pour le calcul des patrons est soulevé, car celle-ci influe beaucoup sur les résultats de détection des arbres. La meilleure fenêtre semble être de la taille d'un disque, avec une position du centre proche de celle du sommet de l'arbre [Larsen et Rudemo, 1998]. Une avancée de ce modèle est donnée dans [Larsen, 1999], où plusieurs jeux de paramètres sont utilisés pour produire différents patrons. On n'a alors plus besoin désormais de connaître le jeu correct de paramètres, ni le nombre d'arbres à détecter. En effet, une fois calculés les maxima locaux associés à chacun de ces patrons, une image de votes est obtenue en sommant les différentes extractions. Cette image de votes est lissée, et on y calcule les maxima locaux pour trouver les positions des sommets des arbres. Le problème est maintenant celui du calcul du pourcentage pour lequel on retient les sommets

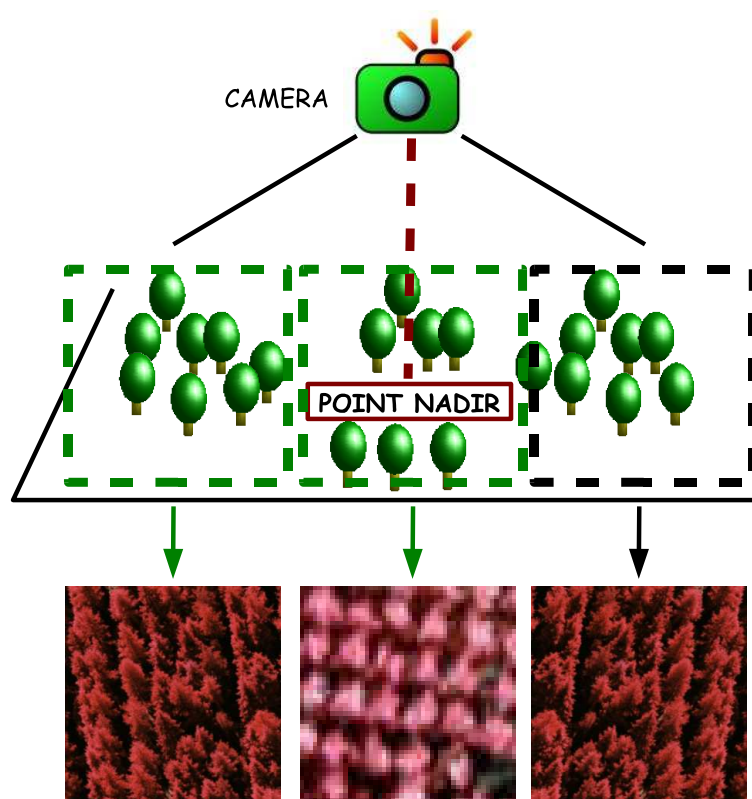


FIG. 1.11 – Prise de vue des photographies aériennes et point Nadir : projeté orthogonal sur le sol de la caméra.

comme de bons candidats. Enfin, dans [Larsen et Rudemo, 2004], les auteurs parviennent, en outre, à obtenir une carte 3D de couronnes d'arbres à partir de multiples images, en calant les paramètres de la couronne patron pour maximiser la correspondance de l'objet patron obtenu avec toutes les images : les paramètres de la taille de la couronne ne sont donc plus nécessaires.

Dès lors, à partir de la donnée d'une carte 3D des couronnes des arbres, les auteurs proposent dans [Larsen, 2005] une méthode de classification de ces houppiers en un nombre limité d'espèces candidates.

d- Bilan et comparaison

Les différents types d'approches présentés ont tous des avantages et des inconvénients, et semblent se compléter. Rares sont les articles qui les ont comparés sur des mêmes images. Dans [Erikson, 2005], les auteurs comparent deux méthodes fondées sur la croissance de régions [Erikson, 2003, Erikson, 2004b] et une fondée sur l'approche objets par corrélation de patrons [Olofsson, 2002], très proche du travail de Larsen (calcul des patrons à partir d'un modèle d'illumination d'ellipsoïdes). La conclusion est que la méthode par mouvement brownien marche mieux que les autres, mais en revanche elle nécessite de trouver des graines dans chaque houppier.

A l'inverse, les méthodes objets semblent plus robustes pour détecter les arbres qui sont partiellement dans l'ombre, ainsi que les arbres éloignés du *point Nadir*, puisqu'elles peuvent prédire la forme géométrique de l'objet.

Critère	Approches contours	Approches objets
Détection des arbres proches du Nadir	++	+
Détection des arbres loins du Nadir	-	++
Détection des arbres dans une zone dense	++	-
Détection des arbres dans une zone non dense	-	++

1.3.2 Extraction de houppiers sur des données Lidar

La technique Lidar, malgré son coût plus élevé, est aussi largement utilisée pour détecter les houppiers [Olsson, 2004], estimer leur hauteur et au niveau de la parcelle, le volume de bois [Nilsson, 1996].

Du fait de la disponibilité de ce capteur, il s'agit la plupart du temps de modèles développés sur du Lidar petite empreinte haute densité (plusieurs mesures par mètre carré). Parmi ceux-ci, notons celui de [Brandtberg *et al.*, 2003], utilisant une approche multi-échelle, puis celui de [Persson *et al.*, 2002] qui extrait 70% des arbres dans une forêt de conifères, ainsi que la hauteur des arbres et le diamètre des couronnes avec une précision de 0.6m, à partir de données laser d'une densité de 5 pulsations par mètre carré à l'aide de modèles dé-

formables. Différentes méthodologies ont également été proposées dans [Andersen, 2003, Andersen *et al.*, 2001, Andersen *et al.*, 2002], allant des processus ponctuels marqués à une analyse morphologique du MHC obtenu par du Lidar de petite empreinte, avec une densité de 3.5 impulsions par m².

Dans [Pitkanen *et al.*, 2004], les auteurs utilisent un MHC calculé à partir d'un nuage de points dense, et testent différentes méthodes adaptatives pour extraire les houppiers. La première méthode correspond simplement à une sélection de maxima locaux sur le MHC lissé. Les autres méthodes, donnant de meilleurs résultats, utilisent une estimation du diamètre de l'arbre étant donnée la hauteur des arbres pour corriger le premier modèle et enlever des maxima locaux redondants. La densité de mesure du laser est de 10 points par mètre carré. Dans [Pyysalo et Hyypä, 2004], l'idée est aussi de reconstruire les couronnes à partir d'un nuage de points Lidar. Les auteurs estiment d'abord la position des centres des arbres, puis attribuent les points du nuage aux arbres, le tout par ligne de partage des eaux, et reconstruisent dans un système polaire, pour y estimer des attributs sur les arbres. Par exemple, la position exacte du tronc est estimée comme une moyenne des positions des points du nuage de l'arbre pondérée par la hauteur de ces points. Les attributs extraits sont la hauteur de l'arbre, la hauteur de la canopée et la distance moyenne de points de troncs d'hauteur différente.

Avec du Lidar grande empreinte, il est possible d'estimer des paramètres forestiers à plus grande échelle comme dans [Means *et al.*, 1999, Means *et al.*, 2000], avec un appareil qui scanne une fauchée de 5 empreintes de 10m de diamètre. Par rapport à des mesures sur le terrain, les mesures Lidar peuvent donner des estimations sur la hauteur, l'aire à la base, la biomasse totale. Mais d'une façon générale, l'obtention de critères locaux comme l'extraction de l'objet arbre est moins développé avec ce type de Lidar.

Dans les canopées hautes et denses cependant, notamment les forêts tropicales, quelques rares rayons du Lidar petite empreinte touchent le sol [Drake *et al.*, 2002]. Ceci empêche de retrouver la hauteur des arbres car leur mesure est réalisée relativement au sol. C'est dans ce cadre que les avantages des larges empreintes sont appréciables : ils permettent d'accroître la taille du faisceau qui est désormais de l'ordre de la taille d'une couronne (jusqu'à 20 mètres), ce qui fait qu'ils touchent constamment le sol, même dans les forêts les plus denses. D'autre part, ils récupèrent constamment l'information du sommet des arbres. Qui plus est, les avions volant à plus haute altitude, ils récupèrent des données sur des zones plus larges, la fauchée étant plus importante. Enfin, l'intégralité du signal retour est récupérée, ce qui donne des informations sur toutes les composantes de la canopée et sur le sol.

Enfin, une approche originale, détaillée dans [Bacher et Mayer, 2000], étudie des données Lidar recueillies en hiver pour détecter les arbres dans des zones urbaines. Les avantages de l'hiver sont multiples, puisque tout d'abord le personnel et les avions sont moins utilisés qu'en été, et d'autre part l'absence de feuilles dans la canopée facilite la pénétration du laser et rend la structure verticale plus facilement discernable. Les données Lidar utilisées ont une faible épaisseur du rayon, ce qui permet au laser de bien pénétrer dans la forêt, avec un

nombre d'impulsions par mètre carré élevé pour analyser avec précision la structure verticale des feuillus (sans feuilles !). Les données recueillies sont insérées dans une image 2D, avec la hauteur comme valeur du niveau de gris. Les pixels vides sont interpolés. Il s'agit à notre connaissance de la seule étude sur des données Lidar recueillies sur des arbres sans feuilles en hiver ("leaf-off").

1.3.3 Imagerie combinée

D'une façon générale, la combinaison de l'imagerie optique et des données issues du Lidar donne de bien meilleurs résultats, et profite des avantages des deux types de données. De nombreux articles préconisent cette coopération dans le cadre d'inventaires.

En effet, l'approche laser apporte principalement trois améliorations aux études fondées sur l'imagerie multispectrale [Gougeon *et al.*, 2001b] : l'élimination des zones non-boisées grâce à un prétraitement qui filtre la partie de l'image où l'élévation est suffisante, des améliorations sur la délinéation des arbres, ainsi que la possibilité de faire une analyse séparée des zones de jeune régénération. Quant à l'imagerie optique, elle permet aussi d'éliminer des fausses alarmes issues des données Lidar, en calculant l'indice NDVI par exemple, mais surtout de classer les objets une fois extraits en considérant leur texture.

Dans [Magnussen *et al.*, 1999b, Magnussen *et al.*, 1999a], les auteurs dérivent du MHC obtenu par du Lidar et d'une estimation du nombre de sommets d'arbres (sur des images optiques, avec une méthode de recherche de maxima locaux par exemple) la hauteur de ces arbres.

Dans [Straub, 2003], les données de départ sont une orthoimage et un modèle de surface. Le modèle de surface est utilisé comme information principale pour l'extraction des arbres, tandis que l'information de l'orthoimage aide à distinguer la végétation des autres objets de la scène. La segmentation du modèle de surface est faite par ligne de partage des eaux. Puis les bords des couronnes sont extraits avec des contours actifs. Les auteurs utilisent également du multi-échelle pour détecter plus facilement différents formats d'arbres.

Dans [Leckie *et al.*, 2003a], les auteurs combinent la technologie Lidar avec des données optiques MEIS, partant du principe que les données Lidar ont atteint un point où des modèles d'élévation du sol et de la canopée peuvent être produits avec une haute résolution spatiale. Les données multispectrales, quant à elles, ont permis de développer de nombreuses méthodes d'isolation et de classification d'arbres. Cependant, l'analyse de données multispectrales ne fournit pas d'informations sur la hauteur des tiges, et la donnée Lidar seule ne donne pas d'information sur l'espèce ou les attributs sanitaires. La combinaison des deux est donc intéressante. Les auteurs utilisent le suivi de vallées sur les deux types de données, le Lidar permettant de fournir des informations sur la hauteur des arbres contournés et de supprimer quelques fausses alarmes avec un filtre de hauteur simple. Dans [Haala et Brenner, 1999], il s'agit d'utiliser des données multispectrales

(images Couleur Infrarouge orthorectifiées) et laser altimétriques (modèles numériques de surface) dans le cadre de villes pour extraire et distinguer bâtiments et arbres. Enfin, dans [Teraoka *et al.*, 2003], sur des données Ikonos et Lidar, les auteurs segmentent les houppiers en recherchant sur l'image multispectrale des disques de couleur dont l'histogramme ne varie pas trop ("Similar Color Circle"), et à partir d'une ligne de partage des eaux sur la donnée Lidar.

Pour classifier les houppiers segmentés de manière plus efficace, [Persson *et al.*, 2004] combinent le laser haute résolution (7 pulsations par mètre carré) et les images proche infrarouge haute résolution (10cm). Les classes choisies sont les plus importantes en Suède, à savoir le pin sylvestre, l'épicéa de Norvège et les feuillus (principalement des bouleaux) en moins grande quantité. L'algorithme se décompose en une délimitation des houppiers à partir de la donnée laser, puis l'estimation de la hauteur et de l'aire de la couronne en utilisant cette même donnée, et finalement l'identification de l'espèce de l'arbre extrait en ajoutant la donnée optique, après recalage de la donnée optique sur les extractions réalisées.

Enfin, dans [Mei et Durrieu, 2004], les auteurs segmentent les houppiers à partir d'un modèle numérique d'élévation pouvant être obtenu par une paire stéréoscopique d'images optiques ou par du laser, et identifient l'information complémentaire pouvant être obtenue à partir de données d'imagerie haute résolution (comme le NDVI pour enlever après la ligne de partages des eaux les zones de non végétation), avec une ligne de partage des eaux comme base de départ. Cependant l'application directe de cet algorithme mène à une sur-segmentation pour les houppiers complexes et les zones non boisées.

1.4 Notre approche : extraction des houppiers par processus ponctuels marqués

Nos travaux ont pour but de récupérer automatiquement des informations à l'échelle de l'arbre sur des photographies IRC de forêts, avec une approche probabiliste. Nous nous sommes intéressés, au vu de la très haute résolution des images, à mettre en place une approche objet afin d'extraire les arbres en tant qu'objets dans la scène, et non pas comme de simples ensembles de pixels. De plus, nous avons choisi d'utiliser la méthodologie des processus spatiaux afin, en plus d'introduire des contraintes propres aux objets recherchés (géométrie, ...), de les faire interagir dans la scène pour injecter des contraintes structurelles sur la solution recherchée. Face à la variabilité des images sur lesquelles nous avons testé nos algorithmes, nous verrons qu'il nous a été utile de formuler divers modèles pour extraire les arbres.

1.4.1 Problèmes inverses et approches probabilistes

En analyse d'images, un problème inverse consiste à retrouver une grandeur X à travers une donnée Y observée. Ces problèmes se ramènent bien souvent à des problèmes d'optimisation d'une énergie sur un espace de paramètres ou de fonctions, selon la méthodologie choisie, qui comporte principalement deux termes : un terme dit interne, de régularisation, ou a priori dans le cadre bayésien, qui impose des conditions à X en injectant des connaissances que l'on a sur la structure de la grandeur recherchée, et un terme dit externe, d'attache aux données, ou vraisemblance, qui regroupe les connaissances que l'on a sur les données (modèle du capteur, modèle des classes) par rapport à la variable X . Le but est alors d'estimer la grandeur X par l'intermédiaire d'un estimateur $\hat{X}$, après avoir défini une fonction de coût $L(X, \hat{X})$. Il s'agit souvent du Maximum A Posteriori (MAP) :

$$\hat{X} = \text{Argmin} [U_{\text{interne}}(X) + \rho_U U_{\text{externe}}(X, Y)]$$

Parmi les modèles probabilistes adaptés pour résoudre les problèmes d'analyse d'images, les champs de Markov sont ceux qui ont été le plus couramment utilisés dans des applications telles que la modélisation et l'analyse de textures [Graffigne, 1987], ou la création de modèles a priori pour résoudre des problèmes inverses tels que la segmentation ou la restauration d'images [Besag, 1986, Geman et Geman, 1984]. En plus d'être facilement implantables par l'intermédiaire d'algorithmes de type Monte Carlo [Robert, 1996], leur caractéristique principale est qu'ils permettent de formuler le problème, et notamment le terme de régularisation, sous forme de probabilités conditionnelles définies au niveau de structures, basées sur un pixel et son voisinage (cliques). Des contraintes comme l'homogénéité spatiale peuvent alors facilement être intégrées au modèle, en favorisant par exemple le fait que des pixels voisins appartiennent à la même classe dans un processus de régularisation.

Cependant, les limites de cette approche sont apparues en télédétection avec les données très haute résolution [Descombes, 2004]. Dans le but d'extraire de l'information sur les objets composant la scène, il était intéressant de développer des modèles au niveau des objets eux-mêmes avec notamment des contraintes géométriques, bien plus que d'injecter la connaissance au niveau du pixel. Ces problématiques relèvent de la géométrie stochastique, et en particulier des processus ponctuels marqués, qui étudient les propriétés des ensembles aléatoires définis par leur position dans l'espace (point), et leurs attributs (marques). En plus de modéliser statistiquement les objets, cette approche permet aussi d'introduire et d'utiliser des contraintes qui jouent sur la répartition géométrique des objets dans la scène, en modélisant leurs interactions. Ceci est particulièrement intéressant dans le cadre d'extraction de houppiers, puisque nous pourrions inclure dans nos modèles les contraintes naturelles qui existent dans la parcelle entre les arbres. Les processus ponctuels marqués ont, jusqu'alors, été utilisés en imagerie optique dans l'extraction de linéique (réseaux routiers [Stoica *et al.*, 2000, Lacoste, 2004]), de surfacique (cellules [Baddeley et van Lieshout, 1993, Rue et Hurn, 1997a] ou caricatures du bâti [Ortner, 2004, Descombes *et al.*, 2001a]) et de volumique (lésions cérébrales [Descombes *et al.*, 2004b]).

Dans le **chapitre 2**, nous introduirons la notion de processus ponctuel et donnerons des

premiers exemples de processus, notamment dans le domaine de la foresterie. Nous donnerons également des détails au niveau de leur simulation et présenterons des algorithmes qui existent pour les mettre en place dans une perspective d'extraction d'objets.



FIG. 1.12 – Les arbres sont identifiables en tant qu'objets ©IFN.

1.4.2 Les données : confirmation d'une approche objet

Grâce à notre partenaire l'IFN, nous avons pu disposer d'une large base de données images des forêts de France. Il s'agit de clichés analogiques de 23cm × 23cm pris d'avion en moyenne au 1/20000 (vols entre 3000 et 5000 mètres), scannés à une résolution d'environ 50cm par pixel. Les 3 bandes de fréquences sont situées entre 520 et 900 nm, ce sont des images IRC.

Comme on peut le constater sur la FIG. 1.12, l'approche objet prend tout son sens dans ce problème puisque les objets d'intérêts, les arbres, sont définis dans chacun des types de végétation (arbres isolés, plantation, mélange taillis-futaie) par une cinquantaine de pixels au minimum. De plus, la prise de vue élevée de ces clichés fait que les couronnes des arbres ont une forme elliptique sur l'image, ce qui est moins vrai lorsque l'on s'éloigne du point Nadir (cf FIG. 1.11) : on peut donc imaginer d'utiliser la géométrie stochastique en recherchant ce type de formes dans l'image.

Enfin, au vu de l'extrême diversité des paysages forestiers, et notamment de la variation de la densité d'arbres, nous avons construit différents modèles. Parfois, en effet, en plus de la position de l'arbre et du diamètre de la couronne, il est possible d'avoir une idée de sa hauteur en mesurant l'ombre projetée, mais ceci ne fonctionne que sur les zones les moins denses. Aussi, nous présenterons différents modèles dans ce manuscrit. Un premier modèle d'ellipses, adapté aux zones denses, sera étudié dans le **chapitre 3**, puis un modèle d'ellipsoïdes, adapté aux zones moins denses, sera présenté dans le **chapitre 4**. Le **chapitre 5** proposera quant à lui une discussion sur nos résultats, une comparaison avec d'autres approches, ainsi que quelques propositions d'amélioration des modèles proposés.

Chapitre 2

Processus spatiaux et leurs applications en foresterie

Dans ce chapitre, nous présentons les principales définitions et théorèmes relatifs à la théorie des processus spatiaux. Nous expliquons également comment les mettre en place dans le cadre de l'extraction d'objets sur des images, en abordant en particulier le problème de leur simulation. Finalement, nous donnons quelques exemples de leurs applications en foresterie. Volontairement, dans le but ne pas surcharger le manuscrit, nous ne rentrons pas dans les détails mathématiques, le lecteur intéressé pouvant retrouver les informations nécessaires dans des ouvrages spécialisés tels que [Stoyan *et al.*, 1995, van Lieshout, 2000], mais aussi dans les thèses et HdR du projet Ariana rédigées autour de cette méthodologie [Stoica, 2001, Lacoste, 2004, Ortner, 2004, Descombes, 2004].

2.1 Processus spatiaux : définitions et notations

Comme le nom processus ponctuels l'indique, l'origine de la théorie était l'étude de séquences de points aléatoires sur l'échelle du temps. De tels processus jouent toujours un rôle important, par exemple pour modéliser les queues ou files d'attente, ou dans le domaine des télécommunications. Aujourd'hui cependant, les processus ponctuels spatiaux semblent être le domaine dominant, et parfois même des méthodes de statistiques de processus ponctuels spatiaux sont converties dans le domaine temporel.

A partir de maintenant, nous emploierons sans distinction les expressions de *processus spatiaux*, de *processus ponctuels*, de *processus ponctuels marqués* ou de *processus objets* pour parler des mêmes objets mathématiques. De plus, nous essaierons, autant que possible, de garder les notations définies dans cette partie dans la suite du manuscrit.

2.1.1 Espace des configurations

Soit χ un espace donné, muni d'une métrique d tel que (χ, d) soit complet et séparable (bien souvent $\mathbb{R}^d$ muni de la distance euclidienne). On appelle point tout élément $x \in \chi$, et on s'intéresse aux ensembles de points (cf FIG. 2.1).

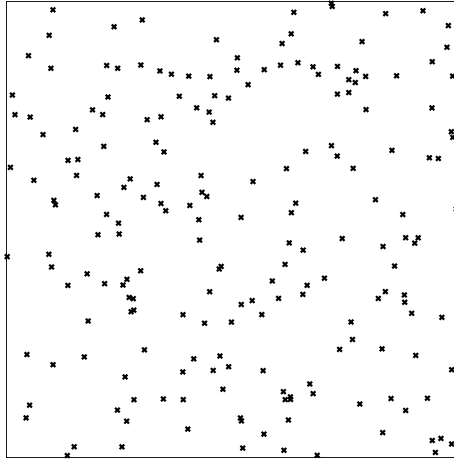


FIG. 2.1 – Ensemble de points, ou configuration, de $\chi = [0, 1] \times [0, 1]$.

Définition 1

On appelle configuration et on note $\mathbf{x}$ un ensemble dénombrable, non ordonné de points de χ :

$$\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}, n \in \mathbb{N}$$

Par la suite, on s'intéressera aux configurations $\mathbf{x}$ dites localement finies (espace N^{lf}), ie qui placent dans tout borélien borné $A \subseteq \chi$ un nombre $N_{\mathbf{x}}(A)$ fini de points, et simples, ie tous les points $x_i \in \mathbf{x}$ sont distincts. De plus, on se limitera à l'étude des processus définis sur des régions bornées, du fait de notre application à la recherche d'objets dans les images (ensemble borné, et objets définis sur un compact). L'espace des configurations finies et simples sera noté N^f . Pour une définition mathématiquement rigoureuse de cet espace, voir [van Lieshout, 2000].

On équipe alors χ d'une mesure borélienne localement finie notée $\nu(\cdot)$, en général la mesure de Lebesgue (notée $\Lambda(\cdot)$ par la suite), et on note par extension $\nu^n(\cdot)$ la mesure produit

sur χ^n . On définit, ensuite, les sous ensembles de N^f de la façon suivante :

$$N_n^f = \{\mathbf{x} \in N^f : N_{\mathbf{x}}(\chi) = n\}$$

Une des particularités de chaque élément de N^f est de contenir un ensemble de points non ordonnés. Ainsi, la mesure d'un tel espace limité à n points, N_n^f , est $\nu(\chi)^n/n!$, le facteur $n!$ venant du fait que χ^n est ordonné tandis que N^f ne l'est pas. On a donc :

$$\nu(N^f) = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{\nu(\chi)^n}{n!} = e^{\nu(\chi)} \quad (2.1)$$

2.1.2 Processus ponctuels : définitions et premiers exemples

Nous souhaitons désormais modéliser des objets mathématiques qui proposent des configurations aléatoires de points de χ . Il est donc nécessaire d'introduire la définition suivante :

Définition 2

Un processus ponctuel sur χ est une application X d'un espace probabilisé $(\Omega, \mathcal{A}, \mathbb{P})$ dans N^f telle que pour tout borélien $A \subseteq \chi$, $N_X(A)$ est une variable aléatoire (presque sûrement finie).

Généralement, on travaille avec des objets plutôt que des points. Les objets sont définis par leur position dans un espace de positions $\mathcal{P}$ et par leurs marques, attributs géométriques par exemple, dans un espace de marques $\mathcal{M}$. On parle alors de processus ponctuels marqués [Daley et Jones, 1988].

Définition 3

Un processus ponctuel marqué ou processus objet sur $\chi = \mathcal{P} \times \mathcal{M}$ est un processus ponctuel sur χ dont les positions des objets sont dans $\mathcal{P}$ et les marques dans $\mathcal{M}$, tel que le processus des points non marqués soit un processus ponctuel bien défini sur $\mathcal{P}$.

Un processus ponctuel est donc une variable aléatoire à valeurs dans un espace mesurable de configurations de points. L'espace χ étant borné dans notre restriction (il serait équivalent d'avoir $N_X(\chi)$ fini presque sûrement), le processus ponctuel est dit fini. Nous notons $(N^f, \mathcal{N}^f)$ cet espace, avec $\mathcal{N}^f$ la plus petite σ -algèbre pour laquelle les applications $\mathbf{x} \rightarrow N_{\mathbf{x}}(A)$ (A borélien borné) soient mesurables.

Pour obtenir une réalisation d'un processus ponctuel, il suffit alors, par exemple, d'utiliser une distribution de probabilités discrètes $(p_n)_{n \in \mathbb{N}}$ pour fixer le nombre de points de la configuration, ainsi qu'une famille de densités de probabilité symétriques $\{j_n(x_1, \dots, x_n)\}_{n \in \mathbb{N}}$ sur χ^n pour les positionner dans χ .

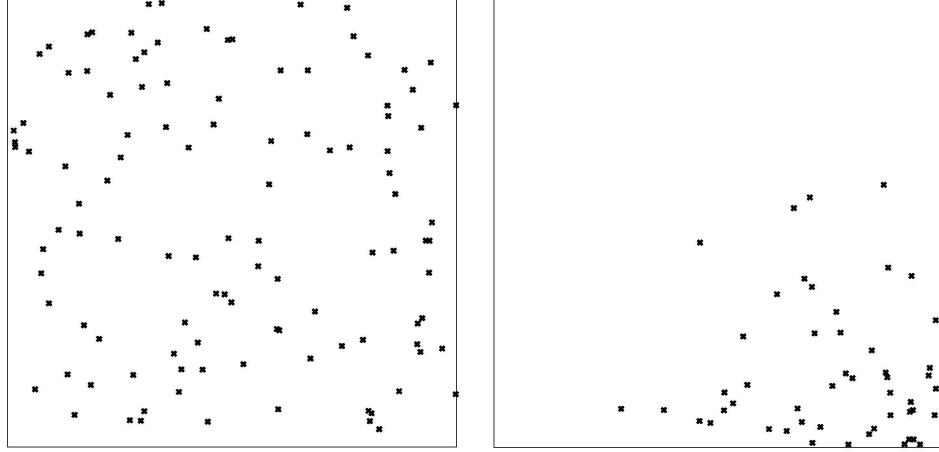


Fig. 2.2 – Quelques réalisations de processus ponctuels de Poisson dans $[0, 1] \times [0, 1]$. Gauche : processus de Poisson d'intensité $\lambda = 100$. Droite : processus de Poisson d'intensité $\lambda(x = \{a, b\}) = 200ab$.

Un exemple de ce type de processus, sans doute le plus naturel, est le processus de Poisson. Il traduit la notion d'uniformité dans l'espace N^f .

Définition 4

Un processus ponctuel X sur χ est appelé processus ponctuel de Poisson de mesure d'intensité $\nu(\cdot)$ si :

- (P1) $N_X(A)$ suit une loi de Poisson d'espérance $\nu(A)$ pour tout borélien borné $A \subseteq \chi$.
- (P2) Pour k boréliens disjoints $A_1, \dots, A_k$, les variables aléatoires $N_X(A_1) \dots N_X(A_k)$ sont indépendantes.

On parle de processus de Poisson homogène lorsque la mesure d'intensité $\nu(\cdot)$ est proportionnelle à la mesure de Lebesgue $\Lambda(\cdot)$. On appelle alors ce paramètre l'intensité du processus (cf Fig. 2.2, gauche). Dans le cas général de processus de Poisson non homogène, on définit une fonction d'intensité $\lambda(\cdot) > 0$ comme la dérivée de Radon Nikodym [Halmos, 1950] de $\nu(\cdot)$ par rapport à la mesure de Lebesgue (cf Fig. 2.2, droite). On a alors :

$$\nu(A) = \int_A \lambda(x) \Lambda(dx) < \infty$$

La mesure de probabilité $\pi_\nu(\cdot)$ d'un processus de Poisson d'intensité $\lambda(\cdot)$ peut s'écrire pour tout borélien $B \in N^f$:

$$\pi_\nu(B) = e^{-\nu(\chi)} \left(\mathbf{1}_{[\emptyset \in B]} + \sum_{n=1}^{\infty} \frac{\pi_{\nu_n}(B)}{n!} \right) \quad (2.2)$$

avec

$$\pi_{\nu_n}(B) = \int_{\mathcal{X}} \cdots \int_{\mathcal{X}} \mathbf{1}_{\{x_1, \dots, x_n\} \in B} \nu(dx_1) \cdots \nu(dx_n).$$

2.1.3 Processus ponctuels définis par une densité

Dans le but de modéliser des lois de processus ponctuels plus complexes, il est courant de définir la loi d'un processus X via sa densité de probabilité (dérivée de Radon Nikodym) par rapport à la loi $\pi_{\nu}(\cdot)$ d'un processus de Poisson dit de référence. Soit alors $f : N^f \rightarrow [0, +\infty[$ une telle fonction de densité. C'est une fonction positive, mesurable, définie sur l'espace des configurations finies de points, et qui vérifie :

$$\int_{N^f} f(\mathbf{x}) d\pi_{\nu}(\mathbf{x}) = 1. \quad (2.3)$$

En particulier, en prenant en compte les équations (2.1) et (2.2), la loi du nombre total de points d'un processus défini par sa densité $f(\cdot)$ est donné par la famille des $(p_n)_{n \in \mathbb{N}}$ suivante :

$$p_n = \frac{e^{-\nu(\mathcal{X})}}{n!} \int_{\mathcal{X}} \cdots \int_{\mathcal{X}} f(\{x_1, \dots, x_n\}) d\nu(x_1) \cdots d\nu(x_n)$$

2.1.4 Processus de Markov

Une classe intéressante de processus ponctuels est celle des processus ponctuels de Markov, ou processus de Gibbs. Ils regroupent les processus ponctuels finis définis par une densité pouvant s'écrire sous forme énergétique comme une somme de potentiels d'interactions. Ce sont les plus utilisés en traitement des images puisqu'ils permettent de modéliser les interactions entre les objets du processus, et qu'ils sont facilement programmables [Baddeley et van Lieshout, 1993, Rue et Hurn, 1999, Descombes *et al.*, 2004a]. Pour plus de détails, on pourra se référer à [Banorff-Nielsen *et al.*, 1999].

La définition d'un processus de Markov (cf [Ripley et Kelly, 1977]) est la suivante :

Définition 5

Soit $(\mathcal{X}, d)$ un espace métrique complet et séparable, $\nu(\cdot)$ une mesure borélienne finie non atomique, et $\pi_{\nu}(\cdot)$ la loi d'un processus ponctuel de Poisson de mesure d'intensité $\nu(\cdot)$. Soit X un processus ponctuel sur $\mathcal{X}$ défini par sa densité $f(\cdot)$ par rapport à $\pi_{\nu}(\cdot)$.

Alors X est un **processus ponctuel de Markov** sous la relation symétrique et réflexive $\sim$ sur $\mathcal{X}$ si, pour toute configuration $\mathbf{x} \in N^f$ telle que $f(\mathbf{x}) > 0$,

- (a) $f(\mathbf{y}) > 0$ pour tout $\mathbf{y} \subseteq \mathbf{x}$, ie tous les objets de $\mathbf{y}$ sont dans $\mathbf{x}$ (condition d'hérédité)
- (b) pour tout $u \in \mathcal{X}$, $f(\mathbf{x} \cup \{u\}) / f(\mathbf{x})$ ne dépend que de u et de son voisinage $\partial(\{u\}) \cap \mathbf{x} = \{x \in \mathbf{x} : u \sim x\}$

On appelle alors clique une configuration dont tous les points sont voisins les uns des autres par rapport à une relation symétrique et réflexive notée $\sim$. L'ordre d'une clique est le nombre d'objets qu'elle contient. Le théorème suivant, équivalent de celui d'Hammersley-Clifford pour les processus ponctuels, permet d'exprimer la densité d'un processus de Markov sous une forme énergétique décomposée sur les cliques de la configuration $\mathbf{x}$:

Théorème 1

Une densité de processus ponctuel $f : N^f \rightarrow [0, \infty[$ est markovienne sous une relation de voisinage $\sim$ si et seulement si il existe une fonction mesurable $\phi : N^f \rightarrow [0, \infty[$ telle que :

$$f(\mathbf{x}) = \alpha \prod_{\text{cliques } \mathbf{y} \subseteq \mathbf{x}} \phi(\mathbf{y}) \quad (2.4)$$

pour tout $\mathbf{x} \in N^f$.

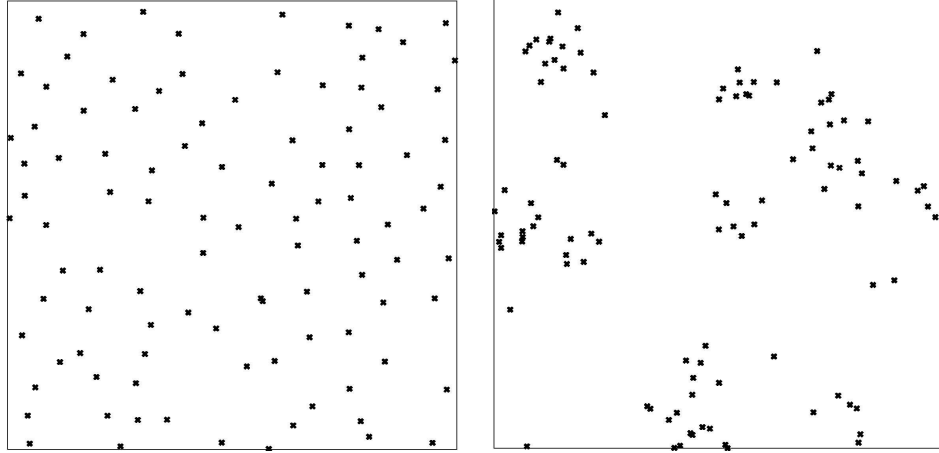


FIG. 2.3 – Quelques réalisations de processus ponctuels de Strauss dans $[0, 1] \times [0, 1]$, $R = 0.1$. Gauche : $\gamma \in]0, 1[$, répulsion entre les objets du processus. Droite : $\gamma > 1$ et $n_0 = 100$, attraction entre les objets du processus, le nombre d'objets étant majoré.

Un des processus de Markov les plus connus est le processus de Strauss [Strauss, 1975]. Sa densité par rapport à un processus ponctuel de Poisson de loi $\pi_\nu(\cdot)$ s'écrit :

$$f(\mathbf{x}) = \alpha \beta^{n(\mathbf{x})} \gamma^{s(\mathbf{x})} \quad (2.5)$$

où $\beta > 0$, $\gamma \geq 0$, $n(\mathbf{x}) = N_X(\chi)$ et $s(\mathbf{x})$ représente le nombre de cliques d'ordre 2 en relation par rapport à $\sim$: $u \sim v \Leftrightarrow d(u, v) < R$. Tout d'abord, notons que le paramètre β est un

paramètre d'échelle, qui corrige l'intensité du processus de référence, puisque celle-ci vaut désormais $\beta\lambda(\cdot)$. D'autre part, le processus répond différemment selon les valeurs de γ :

- [1] si $\gamma = 1$, le processus est simplement un processus ponctuel de Poisson d'intensité $\beta\lambda(\cdot)$.
- [2] si $\gamma \in]0, 1[$, le processus induit une répulsion entre les points proches au sens de la relation $\sim$ (cf FIG. 2.3, gauche).
- [3] si $\gamma = 0$, la densité interdit d'avoir deux points de la configuration qui soient voisins au sens de la relation $\sim$ ("hard core process").
- [4] si $\gamma > 1$, le processus devient attractif (processus agrégé, ou "clustered process") à la condition unique de multiplier la densité par un terme qui majore le nombre d'objets du processus, du type $\mathbf{1}\{n(\mathbf{x}) \leq n_0\}$ (cf FIG. 2.3, droite). Dans le cas contraire, le processus n'est pas défini (densité non intégrable).

Nous reviendrons, dans la partie 2.2, sur les difficultés qu'éprouvent les processus de Gibbs à former des processus attractifs.

2.1.5 Stabilité d'un processus

La donnée d'une densité sur N^f n'est pas suffisante pour définir proprement un processus ponctuel, comme nous venons de le constater. Il faut que celle-ci soit intégrable par rapport à un processus de Poisson de référence. Des critères de stabilité ont été proposés à ce sujet dans [Ruelle, 1969], et certains sont également nécessaires dans les preuves de convergence ergodique des chaînes de Markov dans le cadre de simulations des lois des processus par des méthodes de type MCMC ("Markov Chain Monte Carlo") [Green, 1995, Geyer et Møller, 1998]. Ces critères peuvent être regroupés dans la condition suivante :

Condition 1

Un processus ponctuel défini par une densité $f(\cdot)$ par rapport à une mesure de référence $\pi_\nu(\cdot)$ est localement stable s'il existe un nombre réel M tel que :

$$f(\mathbf{x} \cup u) \leq M f(\mathbf{x}), \forall \mathbf{x} \in N^f, \forall u \in \mathcal{X} \quad (2.6)$$

c'est à dire si l'intensité conditionnelle de Papangelou du processus est bornée [van Lieshout, 2000].

2.2 Simulation des processus ponctuels

Dans cette partie, nous présentons l'algorithme d'échantillonnage utilisé pour simuler notre modèle d'extraction d'objets, fondé sur une représentation par processus ponctuels marqués. Tout d'abord, nous rappelons brièvement les notations introduites lors de la partie précédente et expliquons le besoin de mettre en place des techniques de type MCMC pour simuler le processus. Nous détaillons, ensuite, l'algorithme de simulation utilisé, et donnons les éléments qui prouvent sa convergence vers la loi objectif du processus que nous

souhaitons simuler. Puis, nous présentons l'estimateur et l'algorithme de recuit simulé dans le cadre de l'optimisation de ce processus.

2.2.1 Rappel des principales notations

Volontairement, cette partie sur la simulation des processus ponctuels intervient avant même la présentation détaillée de nos modèles pour l'extraction d'arbres, et notamment du contenu de leur énergie. Nous nous plaçons dans le cadre de la simulation d'un processus objet de mesure $\pi(\cdot)$ tel que celui défini précédemment. Les objets du processus appartiennent à l'espace objet, noté χ , qui est un fermé borné de $\mathbb{R}^d$. Il s'écrit également comme le produit d'un espace de positions et d'un espace des marques $\chi = \mathcal{P} \times \mathcal{M}$, tous deux fermés bornés. Les configurations d'objets de χ sont notées $\mathbf{x} = \{u_1, \dots, u_{n(\mathbf{x})}\}$, où $u_i = [p_i, m_i]$ est un objet de position p_i et de marques m_i .

Le processus objet que nous souhaitons simuler est un processus de Gibbs, défini sur l'espace des configurations finies N^f par sa densité $f(\cdot)$ par rapport à un processus de Poisson de référence de loi $\pi_v(\cdot)$. On a alors, $\forall \mathbf{x} \in N^f$ et $\forall B \in \mathcal{N}^f$:

$$\pi(B) = \int_B f(\mathbf{x}) \pi_v(d\mathbf{x})$$

La densité de ce processus s'écrit :

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{Z} \exp[-U(\mathbf{x})]$$

avec

$$Z = \int_{\mathbf{x} \in N^f} \exp[-U(\mathbf{x})] d\mathbf{x}$$

2.2.2 Problématique et enjeux

Une fois la densité du processus définie, le problème est d'échantillonner la loi $\pi(\cdot)$ afin d'obtenir des configurations d'objets réalistes. Le problème est que la densité $f(\cdot)$ n'est connue qu'à un facteur de normalisation Z près. Du fait du calcul impossible de cette constante de normalisation, il n'est pas envisageable de simuler directement une réalisation $\mathbf{x}$ du processus. Une solution courante est de recourir à des techniques de type MCMC, qui consistent à construire une chaîne de Markov discrète $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ dont la loi invariante est justement la loi recherchée.

En pratique, partant d'une configuration initiale quelconque, nous recherchons des algorithmes qui assurent une convergence ergodique de la chaîne $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ vers la loi $\pi(\cdot)$. Pour les propriétés et autres théorèmes de convergence des chaînes de Markov, le lecteur pourra consulter l'annexe A rédigée à ce sujet dans ce manuscrit ou bien [Brémaud, 2001].

Différentes possibilités s'offrent alors à nous pour échantillonner la loi du processus ponctuel de loi $\pi(\cdot)$. Parmi les algorithmes proposés dans la littérature, on peut citer les algorithmes de naissance et mort [Preston, 1976, van Lieshout, 1993], les algorithmes de simulation exacte [Lund et Rudemo, 2000, Kendall et Møller, 2000], ainsi que les algorithmes de type Metropolis-Hastings MCMC à sauts réversibles [Green, 1995]. C'est cette dernière famille d'algorithmes que nous avons choisi d'utiliser, pour des raisons détaillées dans [Lacoste, 2004] (notamment la vitesse de convergence, le temps de calcul, et la flexibilité).

D'une façon générale, tous ces schémas doivent vérifier certaines propriétés, afin d'assurer la convergence de la chaîne de Markov vers la loi $\pi(\cdot)$, qui comprennent : la $\pi(\cdot)$ invariance, l'irréductibilité, la récurrence au sens de Harris, et l'ergodicité géométrique. Ces différentes propriétés seront démontrées pour notre algorithme dans les chapitres suivants. Nous nous contentons, dans ce chapitre, de donner des résultats prouvés dans la littérature.

2.2.3 Algorithme de type Metropolis-Hastings

Nous commençons ici par présenter un algorithme de type Metropolis-Hastings décrit par Geyer et Møller dans [Geyer et Møller, 1994] (cf Algorithme GM page suivante). Il propose de construire une chaîne de Markov $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ sur N^f qui explore le sous ensemble des configurations $\{f(\mathbf{x}) > 0\}$, en reprenant le formalisme des algorithmes de type Metropolis-Hastings (proposition d'une perturbation de la chaîne puis acceptation ou refus de cette proposition) [Hastings, 1970, Metropolis *et al.*, 1953].

L'objectif est ici, dans le cadre de processus ponctuels, de pouvoir naviguer dans les différentes dimensions de l'espace des configurations finies N^f (algorithme à sauts réversibles). C'est pourquoi les perturbations proposées par Geyer et Møller sont la naissance (ajout d'un objet à la configuration courante) et la mort (suppression d'un objet de la configuration courante). Le taux d'acceptation $R(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ est défini de manière à assurer la π -réversibilité de la chaîne (cf annexe A).

La condition suffisante de convergence ergodique de la chaîne est la stabilité locale définie dans la condition 1 à l'équation (2.6). Ainsi, partant de n'importe quelle configuration initiale $X_0 \in N^f$ telle que $f(X_0) > 0$, la chaîne de Markov définie par son noyau de transition K issu de l'algorithme GM converge vers $\pi(\cdot)$, en variation totale, avec un taux géométrique :

$$\exists r > 1 \quad \sum_{n=1}^{\infty} r^n \|K^n(\mathbf{x}, \cdot) - \pi(\cdot)\|_{TV} < \infty \quad \forall \mathbf{x} \in N^f$$

Ce résultat implique quelques corollaires asymptotiques, comme l'équivalent du théorème central limite pour les fonction g suffisamment régulières, vérifiant la condition de Lyapunov :

$$\int \|g(\mathbf{x})\|^{2+\epsilon} \pi(d\mathbf{x}) < \infty$$

Dans ce cas, en effet, l'estimation empirique de $\mu = \mathbb{E}_{\pi}[g(X)]$ par $\hat{\mu}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g(X_i)$ suit un théorème central limite.

Algorithme GM

[1] Choisir une configuration initiale $X_0 = \mathbf{x}$ telle que $f(\mathbf{x}) > 0$.

[2] A partir de l'état courant $X_t = \mathbf{x}$:

[1] **Naissance** : avec une probabilité $\frac{1}{2}$, générer suivant $\frac{\nu(\cdot)}{\nu(\chi)}$ un objet $u \in \chi$ et proposer de l'ajouter à la configuration courante. Soit $\mathbf{y} = \mathbf{x} \cup u$ la configuration proposée, calculer le taux :

$$R(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{f(\mathbf{y}) \nu(\chi)}{f(\mathbf{x}) n(\mathbf{y})}$$

[2] **Mort** : avec une probabilité $\frac{1}{2}$, proposer de retirer un objet u choisi uniformément dans $\mathbf{x}$. Soit $\mathbf{y} = \mathbf{x} \setminus u$ la configuration proposée, calculer le taux :

$$R(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{f(\mathbf{y}) n(\mathbf{x})}{f(\mathbf{x}) \nu(\chi)}$$

Sauf si $X_t = \emptyset$, auquel cas poser directement $X_{t+1} = X_t$.

[3] Avec une probabilité $\alpha = \min(1, R)$, accepter la proposition : $X_{t+1} = \mathbf{y}$. Sinon, rejeter la proposition : $X_{t+1} = \mathbf{x}$.

2.2.4 Algorithme de Metropolis-Hastings-Green

Bien qu'il soit suffisant de définir un noyau de type naissance et mort comme celui proposé dans l'algorithme GM, il serait intéressant, en pratique, d'assurer une plus grande mélangeance de la chaîne, tout en conservant ses propriétés de convergence. La formulation proposée dans [Green, 1995] va dans ce sens, en autorisant un nombre quelconque de perturbations.

Ainsi, la chaîne de Markov $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ est désormais guidée par un noyau de proposition $Q(\mathbf{x}, \cdot)$, qui, lui-même, se compose d'un mélange de noyaux de propositions, ou de mouvements. Si $X_t = \mathbf{x}$, ce noyau s'écrit :

$$Q(\mathbf{x}, \cdot) = \sum_m p_m(\mathbf{x}) Q_m(\mathbf{x}, \cdot) \quad \text{avec} \quad Q(\mathbf{x}, \mathcal{N}^f) \leq 1$$

A chacun des noyaux $Q_m(\mathbf{x}, \cdot)$, choisi avec la probabilité $p_m(\mathbf{x})$, correspond une perturbation de la chaîne. Une fois donnée la loi objectif $\pi(\cdot)$ sur $\mathcal{N}^f$, la convergence de la chaîne repose sur la condition suivante.

Condition 2

Pour chaque noyau de proposition $Q_m(.,.)$, il existe une mesure symétrique $\xi_m(.,.)$ de telle sorte que $\pi(.)Q_m(.,.)$ soit absolument continu par rapport à $\xi_m(.,.)$. La dérivée de Radon-Nykodym associée est notée $D_m(.,.)$, et s'écrit :

$$D_m(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{\pi(d\mathbf{x})Q_m(\mathbf{x}, d\mathbf{y})}{\xi(d\mathbf{x}, d\mathbf{y})} \quad (2.7)$$

A noter que pour ne pas confondre avec la densité de la loi objectif $f(.,.)$, nous avons remplacé la notation de la dérivée de Radon Nikodym, écrite $f_m(.,.)$ dans [Green, 1995], par $D_m(.,.)$. Une fois cette condition vérifiée, l'algorithme Metropolis-Hastings-Green (MHG) construit une chaîne de Markov $\pi(.)$ -invariante.

Algorithme MHG

- [1] Choisir une configuration initiale $X_0 = \mathbf{x}$ telle que $f(\mathbf{x}) > 0$.
- [2] A partir de l'état courant $X_t = \mathbf{x}$:
 - [1] Choisir un noyau de proposition $Q_m(\mathbf{x}, .)$ avec la probabilité $p_m(\mathbf{x})$, ou bien laisser l'état inchangé avec une probabilité $1 - \sum_m p_m(\mathbf{x})$.
 - [2] Simuler $\mathbf{y}$ suivant le noyau de proposition choisi :

$$\mathbf{y} \sim Q_m(\mathbf{x}, .)$$

- [3] Par rapport aux dérivées de Radon-Nykodym $D_m(.,.)$ associées, calculer le rapport de Green correspondant :

$$R_m(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{D_m(\mathbf{y}, \mathbf{x})}{D_m(\mathbf{x}, \mathbf{y})} = \frac{f(\mathbf{y})\pi_v(d\mathbf{y})}{f(\mathbf{x})\pi_v(d\mathbf{x})} \frac{Q_m(\mathbf{y}, d\mathbf{x})}{Q_m(\mathbf{x}, d\mathbf{y})}$$

- [4] Avec une probabilité $\alpha = \min(1, R_m)$, accepter la proposition : $X_{t+1} = \mathbf{y}$. Sinon, rejeter la proposition : $X_{t+1} = \mathbf{x}$.

La $\pi(.)$ -réversibilité de la chaîne de Markov est assurée par le choix du taux d'acceptation et la symétrie de la mesure $\xi_m(.,.)$ [Green, 1995]. De plus, la condition 1 est une condition suffisante pour établir la convergence de la chaîne lorsque le noyau de proposition est constitué du noyau de naissance-mort uniforme (semblable à celui de l'algorithme GM) et de noyaux qui ne changent pas le nombre d'objets de la configuration (translation d'un objet par exemple) [Geyer et Møller, 1998, Lacoste, 2004, Ortner, 2004]. L'ajout d'autres noyaux nécessite la mise en place de preuves de convergence spécifiques.

2.3 Application à l'extraction d'objets

Dans le cadre de notre problème d'extraction d'objets sur une image Y , avec un a priori de forme géométrique des objets comme constaté au chapitre 1, les processus ponctuels marqués prennent tout leur sens. On recherche alors dans l'image la localisation et la forme de ces objets géométriques, définis sur un espace χ , autrement dit la configuration $\mathbf{x}$ qui répond le mieux à des contraintes internes (énergie U_{interne}) et à des contraintes liées à l'image (énergie U_{externe}). La densité du processus ponctuel peut alors s'écrire :

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{Z} \exp [-U(\mathbf{x})]$$

où $U(\mathbf{x})$ représente la somme des énergies interne et externe du modèle.

2.3.1 A propos de la simulation

Pour échantillonner la loi $\pi(\cdot)$ de ce processus ponctuel, défini sur l'espace des configurations finies N^f par sa densité $f(\cdot)$ par rapport à un processus de Poisson de référence de loi $\pi_v(\cdot)$, nous avons vu qu'il était possible d'utiliser des algorithmes de type MCMC à sauts réversibles. Ceux-ci construisent une chaîne de Markov $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ qui converge vers la loi objectif $\pi(\cdot)$ sous certaines conditions.

Dans nos modèles, nous utilisons l'algorithme MHG avec des noyaux de propositions spécifiques, pour lesquelles nous prouverons la π -réversibilité et la convergence de la chaîne de Markov. Ces noyaux devront renfermer des mouvements, des perturbations, qui vont dans le sens des configurations d'objets que l'on recherche, afin d'accélérer la convergence tout en augmentant autant que possible la mélangeance de la chaîne, c'est-à-dire une exploration plus efficace de l'espace des configurations d'objets. Nous présenterons, dans les chapitres suivants les noyaux utilisés.

2.3.2 Optimisation

Dans le cadre de l'extraction d'objets sur une image, nous recherchons la meilleure configuration au sens de l'énergie modélisée (sachant les données), autrement dit celle qui minimise l'énergie $U(\mathbf{x})$. Notre estimateur est donc le Maximum A Posteriori (MAP). D'autres estimateurs ont été testés dans le cadre des processus ponctuels [Rue, 1995, Rue, 1997, Rue et Hurn, 1997b], mais l'avantage du MAP est que l'on peut l'estimer en utilisant un algorithme de recuit simulé [van Laarhoven et Aarts, 1987]. Il est d'ailleurs largement utilisé dans de nombreuses autres applications en traitement des images [Winkler, 2003].

Le principe est de simuler non plus une chaîne de Markov $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ homogène convergeant vers la loi $\pi(d\mathbf{x}) = f(\mathbf{x})\pi_v(d\mathbf{x})$, mais une chaîne non homogène convergeant vers la loi $\pi_T(d\mathbf{x}) = f(\mathbf{x})^{\frac{1}{T}}\pi_v(d\mathbf{x})$ où T est un paramètre appelé température du système [Cerny, 1985, Kirkpatrick *et al.*, 1983]. T décroît lentement vers 0 au cours de la simulation. Ce paramètre de température intervient dans le calcul des taux d'acceptation des mouvements de

l'algorithme MHG, puisque :

$$R_m(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{f(\mathbf{y})^{\frac{1}{T}} \pi_v(d\mathbf{y}) Q_m(\mathbf{y}, d\mathbf{x})}{f(\mathbf{x})^{\frac{1}{T}} \pi_v(d\mathbf{x}) Q_m(\mathbf{x}, d\mathbf{y})}$$

Ainsi, le recuit simulé permet d'explorer divers minima locaux, en acceptant parfois des mouvements qui augmentent l'énergie du modèle (d'autant plus quand la température est haute). Lorsque $T \rightarrow 0$, la distribution $\pi_T(\cdot)$ tend vers celle d'une somme de distributions de Dirac localisées au niveau des minima globaux de l'énergie, regroupés dans un ensemble noté $N_{U_{min}}^f$. L'évolution de la température durant le processus d'optimisation est appelée un schéma de décroissance. Ce schéma est dit asymptotiquement correct [Azencott, 1992] s'il vérifie :

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(X_n \in N_{U_{min}}^f) = 1 \quad (2.8)$$

Les preuves de convergence du recuit simulé ont été apportées dans le cas d'espaces discrets finis [Geman et Geman, 1984, Hajek, 1985], de compacts [Locatelli, 2000], d'espaces plus complexes [Andrieu *et al.*, 2001, Haario et Saksman, 1991], et plus récemment dans le cadre de l'optimisation de processus ponctuels simulés avec des algorithmes de type naissance-mort [van Lieshout, 1993] ou MCMC à saut réversibles [Stoica *et al.*, 2004]. Ils mettent tous en avant une décroissance logarithmique de type :

$$\lim_{n \rightarrow \infty} T_n \log(n) \geq K > 0 \quad (2.9)$$

où K dépend du paysage de l'énergie et, en particulier, de la profondeur du plus grand puits autour des minima.

2.3.3 Simulation en temps fini

En pratique, une décroissance logarithmique est trop lente et nous recherchons des schémas plus rapides, qui nous font sortir du cadre mathématique de la convergence du recuit simulé, mais qui donnent accès à de bons minima locaux en un temps fini. Les deux stratégies qui s'offrent à nous sont : améliorer la vitesse de convergence en travaillant sur le noyau de proposition de la chaîne de Markov (à l'image du "Data Driven MCMC" [Tu et Zhu, 2002]), et adapter le schéma de décroissance. Nous rentrerons dans les détails de la première proposition dans les prochains chapitres. Nous traitons la seconde ci-dessous.

De nombreux schémas de décroissance ont été proposés dans la littérature [Fachat, 2000, Salamon *et al.*, 2002, Varanelli, 1996]. Dans [Perrin *et al.*, 2005a], nous en avons comparé quelques-uns sur un exemple concret. Les plus courants sont ceux qui reposent sur une décroissance par paliers dits géométriques, ou exponentiels, où la température est mise à jour toutes les k itérations (ie aux itérations nk). La température du n -ième palier est donnée par :

$$T_n = T_0 * a^n \quad (2.10)$$

avec $a < 1$ et très proche de 1. D'une façon générale, tous ces schémas non logarithmiques, en temps fini, mènent au phénomène d'ergodicité cassée [Salamon *et al.*, 2002],

spécialement dans les applications avec de grands espaces comme ceux que nous utilisons (dimension variable) : la chaîne de Markov n'a pas le temps de converger vers la loi $\pi_{T_n}(\cdot)$ au cours du palier à la température T_n . Aussi, certains schémas [Fachat, 2000, Tafelmayer et Hoffmann, 1995] proposent de ne décroître la température qu'au cas où l'énergie moyenne du plateau actuelle est plus grande que celle du plateau précédent, ce qui traduit une certaine atteinte de l'équilibre :

$$T_{n+1} = \begin{cases} T_n & \text{if } E[U(X)]_n \leq E[U(X)]_{n-1} \\ a * T_n & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.11)$$

avec $E[U(X)]_n = \frac{1}{k} \sum_{i=kn}^{i=k(n+1)} U(X_i)$.

Un autre schéma adaptatif est proposé dans [Ortner, 2004] et permet de changer le coefficient de décroissance a , en le diminuant si l'énergie ne descend pas assez rapidement, et en l'augmentant dans le cas contraire. C'est celui que nous avons utilisé en pratique. Il permet même de réchauffer la température si l'énergie descend trop vite. De cette façon, on peut mettre en évidence l'existence d'une température critique au cours de la simulation, lors de laquelle le modèle choisit son minimum local : l'énergie descend alors fortement. C'est au niveau de cette température qu'il est intéressant de passer du temps lors de nos simulations. Le principe de ce recuit adaptatif est d'étudier toutes les k itérations les énergies moyennes rencontrées au niveau de sous-plateaux d'une longueur k' (typiquement $\frac{k}{k'} = 10$) : $E[U(X)]_n^i = \frac{1}{k'} \sum_{j=kn+ik'}^{j=kn+(i+1)k'} U(X_j)$ pour le $i^{\text{ème}}$ sous-plateau. S'il y a assez d'énergies moyennes de ces sous-plateaux qui sont au dessus de l'énergie moyenne du plateau précédent, nous continuons la décroissance de la température au même rythme. S'il y en a trop, nous accélérons la décroissance, et si il n'y en a pas assez, nous ralentissons la décroissance et réchauffons la température. Cela donne :

$$T_{n+1} = \begin{cases} \frac{1}{a_n} * T_n & \text{si } \# \left\{ E[U(X)]_n^i \geq E[U(X)]_{n-1} \right\} = 0 \text{ et } a_{n+1} = a_n^{\frac{1}{r}} \\ a_n * T_n & \text{si } \# \left\{ E[U(X)]_n^i \geq E[U(X)]_{n-1} \right\} \in [1, 4] \text{ et } a_{n+1} = a_n \\ a_n * T_n & \text{si } \# \left\{ E[U(X)]_n^i \geq E[U(X)]_{n-1} \right\} \geq 5 \text{ et } a_{n+1} = a_n^r \end{cases} \quad (2.12)$$

2.4 Statistiques spatiales en foresterie

Les principaux champs d'application des processus ponctuels spatiaux sont l'astronomie, la biologie, la géologie, l'archéologie, les sciences des matériaux. Mais aucun de ces champs n'utilise les processus ponctuels aussi intensément et n'a autant stimulé la théorie que la foresterie.

De nombreux processus ponctuels ont en effet été proposés et testés dans le cadre d'études liées aux sciences forestières. Il s'agit de modéliser mathématiquement la répartition des houppiers, c'est-à-dire la structure spatiale de la parcelle, afin de mieux comprendre les processus naturels mis en jeu. Puis, les modèles qui répondent le mieux aux données recueillies sur le terrain permettent de simuler des peuplements virtuels, et de prédire des

résultats en opérations forestières comme la plantation et l'*éclaircissage*. Bien souvent, on adjoint des marques aux points du processus, qui devient un processus ponctuel marqué. Les marques sont, par exemple, les caractéristiques des arbres comme le diamètre, l'espèce, ou le degré de dégât par des facteurs environnementaux.

Dans cette partie, nous proposons de décrire les processus spatiaux les plus utilisés en foresterie. En dehors des processus de Poisson non homogènes, que nous avons explicités dans la partie précédente et qui ne sont pas réalistes pour modéliser les structures spatiales dans les forêts, les deux familles de processus les plus fréquemment rencontrées sont les processus dits agrégés et les processus de Gibbs. Le lecteur désireux d'en savoir plus sur la modélisation des peuplements à l'aide des processus spatiaux se rapportera notamment aux travaux de [Goreaud, 2000, Pelissier et Goreaud, 2001, Goreaud *et al.*, 2004] ou de [Penttinen et Stoyan, 2000, Couteron *et al.*, 2003].

2.4.1 Processus agrégés

Quand on étudie la répartition spatiale des arbres en foresterie, ou des cellules en biologie, il est rare de trouver des structures complètement aléatoires. Il est ainsi intéressant d'étudier la variabilité et la compacité des structures présentes dans l'image afin de les modéliser dans un deuxième temps. Ces phénomènes peuvent se mesurer sur des réalisations données par l'intermédiaire des fonctions de Ripley $K(r)$ et de Besag $L(r)$ définies par :

$$K(r) = \frac{\mathbb{E}[NB(r)]}{\lambda}$$

$$L(r) = \sqrt{\frac{K(r)}{\pi}} - r \quad (2.13)$$

où λ désigne la densité des objets et $NB(r)$ le nombre de voisins à une distance r . Ces fonctions peuvent être estimées, malgré les effets de bord, et donner une information sur la structure du processus sous-jacent. Une interprétation rapide de la fonction $L(r)$ donne par exemple, pour des valeurs positives, une propriété d'agrégation du processus et pour des valeurs négatives, une régularité car à une distance donnée, on trouve moins de voisins que dans un processus aléatoire. Le processus de Poisson homogène est, quant à lui, l'hypothèse nulle qui donne $L(r) = 0$. Cette structure sur le terrain doit se retrouver dans les processus ponctuels modélisés.

Ainsi, la classe des processus ponctuels agrégés modélise ces agrégats en utilisant un processus de points descendants X distribués par rapport à un processus de points ascendants P . Les agrégats sont donc construits autour d'un processus initial, les points du processus final étant les points descendants. Il s'agit donc d'un processus doublement stochastique, qui dépend de la nature même du processus ascendant, et de la façon dont sont générés les points descendants par rapport aux points ascendants [van Lieshout et Baddeley, 2001]. Les noms de certains de ces processus sont explicités dans le tableau suivant :

Processus ascendant	Processus descendant	Nom du processus
général	général	processus agrégé indépendant
Poisson	général	processus agrégé de Poisson
général	Poisson	processus de Cox
Poisson	Poisson	processus de Neyman-Scott
Poisson (homogène)	Poisson (constant par morceaux)	processus de Matern

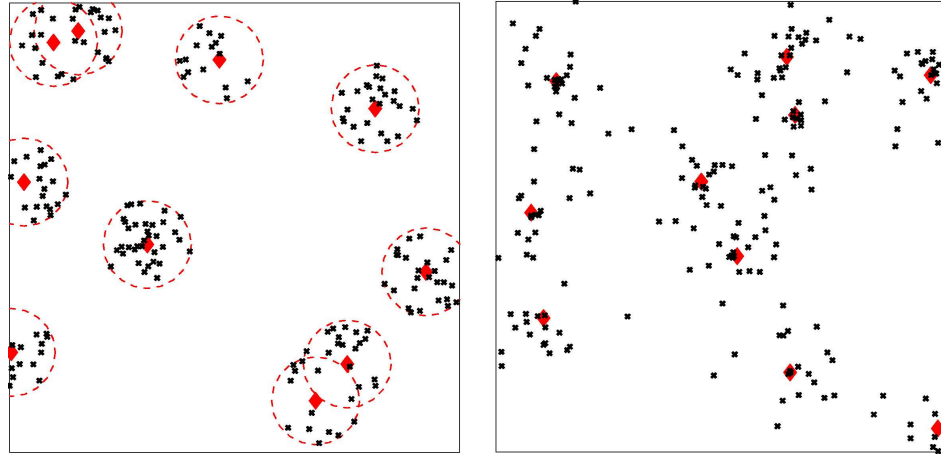


FIG. 2.4 – Quelques réalisations de processus ponctuels agrégés dans $[0, 1] \times [0, 1]$, les points du processus ascendant étant les losanges rouges et ceux du processus descendant les croix noires. Gauche : processus de Matern de paramètres $\lambda_p = 10$, $\mu = 400$, $R = 0.1$. Droite : processus de Thomas de paramètres $\lambda_p = 10$, $\sigma = 0.1$.

Des processus comme celui de Cox ou de Matern [Matern, 1960] sont, en fait, des processus de Poisson non homogènes où l'intensité du processus est elle-même aléatoire. Par exemple, dans le processus de Matern, cette intensité est constante par morceaux dans des disques autour des points du processus ascendant qui eux-mêmes découlent d'un processus de Poisson homogène d'intensité λ_p :

$$\lambda(\mathbf{x}) = \mu \sum_{i=1}^{\infty} \mathbf{1}_{b(p_i, R)}(\mathbf{x})$$

D'une façon plus générale, on attend dans les forêts une fonction d'intensité plus lissée, ce que les processus de Thomas peuvent offrir :

$$\lambda(\mathbf{x}) = \mu \sum_{i=1}^{\infty} \phi_{\sigma}(\mathbf{x} - p_i)$$

avec ϕ_{σ} la fonction de densité d'une loi normale de variance σ^2 . Des exemples de ces processus sont donnés dans la FIG. 2.4.

2.4.2 Processus de Gibbs

Le problème des processus de Poisson non homogènes et des processus agrégés est qu'ils produisent trop de faibles distances entre les arbres, ce qui n'est pas complètement réaliste pour les forêts où l'on observe la plupart du temps des répulsions entre les houppiers. En effet, les zones d'arbres qui présentent une régularité importante ne sont pas adaptées pour ce type de processus, qui n'intègre pas, par exemple, de répulsions entre les objets.

Pour se défaire de ce cas pathologique, une première solution serait de modifier ce processus en rejetant par un éclaircissage les points situés trop près de points déjà existants, comme dans le "SSI process" ("Sequential Spatial Inhibition") [Stoyan *et al.*, 1995]. A la place, il est plus intéressant d'utiliser des processus de Gibbs [Stoyan et Stoyan, 1998] avec des interactions par paires (cliques d'ordre 2) comme le processus de Strauss, pondéré par une densité non homogène pour la position du houppier :

$$f(\mathbf{x}) = \alpha \exp\left(-\sum \theta(\|x_i - x_j\|)\right) \prod_{i=1}^n p(x_i) \quad (2.14)$$

Dans une perspective de structures mélangées (plusieurs espèces), on peut aussi imaginer que certaines espèces d'arbres attirent ou repoussent la présence d'autres espèces. Les processus de Gibbs pourraient modéliser ces structures forestières complexes avec une fonction d'attraction ou d'inhibition entre les cliques d'ordre 2 dépendant de l'espèce, de l'âge, ou de la distance entre les arbres [Goreaud *et al.*, 1997].

L'avantage des processus de Gibbs est qu'ils sont faciles à simuler avec des algorithmes de type MCMC ou de type "spatial birth and death". L'estimation des paramètres des familles de potentiels pouvant être réalisée par des algorithmes de type MCMCML ("MCMC Maximum Likelihood") [Geyer et Møller, 1998, Ogata et Tanemura, 1985]. Le problème principal est que cette classe de processus ponctuels rencontre des difficultés pour produire des agrégats de points de variété suffisante pour des applications forestières, puisque bien souvent les agrégats impliquent que la densité n'est pas intégrable (cf processus de Strauss avec $\gamma > 1$).

Chapitre 3

Modèle 2D : extraction dans les zones denses

Dans ce chapitre, nous présentons une des contributions de cette thèse, à savoir un modèle 2D d'extraction de houppiers dans les zones de forêt dite dense. Nous précisons cette signification par la suite. Notre première application était le comptage d'arbres dans les plantations de peupliers. Dans une première partie, nous définissons notre espace de travail et précisons la notion d'objet arbre. Puis, nous présentons l'énergie du processus objet, en distinguant deux types d'attache aux données (ie. un modèle bayésien et un modèle non bayésien), avant de décrire en détail le noyau de proposition de l'algorithme MHG. Enfin, nous exposons et commentons quelques résultats sur des images IRC fournies par l'IFN.

3.1 Description du modèle

3.1.1 Choix des images

Devant l'immense variété des types de structures forestières, nous avons dû commencer par traiter un cas particulier pour tester notre méthodologie sur l'extraction de houppiers. Ainsi, nous avons tout d'abord choisi des images de plantations de peupliers, l'un des cas les plus simples puisque les couronnes des arbres ne se recouvrent pas, et puisque la structure géométrique des plantations (les positions des arbres sont sur une "grille") est une information a priori que nous pouvons introduire dans nos modèles pour faciliter l'extraction. Les plantations font partie de ce que nous appelons dans ce manuscrit des zones denses. Il ne s'agit pas de la densité de tiges à l'hectare, qui varie dans ces zones de quelques 300 à 1000 arbres, mais plutôt de la densité du couvert : la canopée y est quasi-saturée, on ne distingue pas les ombres propres de chaque arbre. Bien évidemment, ces observations et ces terminologies ne sont pas propres aux forestiers, il s'agit plutôt d'une classification introduite ici pour choisir l'algorithme approprié pour traiter les différentes images.

Les informations relatives à l'image que nous utilisons pour extraire les arbres sur ces zones denses sont assez proches de celles relevées dans les approches de type contour (cf chapitre 1). Segmenter les houppiers dans ces images revient, en effet, à extraire les zones de forte réflectance dans le proche infrarouge entourées de zones sombres (les ombres des arbres), de la même façon que l'on cherche à isoler des maxima locaux par des vallées sombres dans [Gougeon et Leckie, 1998].

Ensuite, se pose la question des informations à l'échelle de l'arbre que nous pouvons extraire à partir de ces images. Il s'agit tout d'abord de la position des tiges, qui sera celle des objets de la configuration optimale. Le comptage des arbres découle directement de cette information. La taille des arbres est une autre information d'intérêt, et accessible au vu de la résolution submétrique des images. Etant donnée la forme des arbres vus de haut (du moins ceux proches du Nadir, comme nous le verrons par la suite), nous avons décidé de chercher des objets en forme de disques ou d'ellipses, afin d'estimer la taille de la couronne à partir de la taille des axes de l'objet. Nous présentons dans cette partie le modèle elliptique, et le comparerons avec un modèle plus simple de disques dans le chapitre 5. Enfin, l'espèce de l'arbre est une information que les photo-interprètes parviennent bien souvent à inférer à partir de l'observation de l'arbre, en particulier de sa colorimétrie, de sa texture, de son environnement et de la localisation de la forêt sur le territoire. Sur les données images, les arbres recouvrent de l'ordre d'une cinquantaine de pixels, il est donc envisageable d'extraire cette information par le biais de calculs de paramètres texturaux, comme marques associées aux objets, ou en post-traitement. Nous n'avons cependant pas abordé ce problème dans cette thèse par manque de temps, mais il sera discuté dans les perspectives de développement présentées au chapitre 5.

3.1.2 Objets d'intérêt

Nous commençons ici par définir notre espace objet $\mathcal{X} = \mathcal{P} \times \mathcal{M}$ auquel appartiennent les objets du processus. L'espace des positions est un domaine continu de la taille de l'image de dimensions $X_M \times Y_M$:

$$\mathcal{P} = [0, X_M] \times [0, Y_M]$$

L'espace des marques, quant à lui, correspond à la paramétrisation d'une ellipse et peut être défini de deux manières (cf Fig. 3.1). Nous utiliserons principalement la première définition pour la mise en place des mouvements du noyau de proposition :

1. on définit l'ellipse par son demi grand axe a , son demi petit axe $b \leq a$ et l'orientation θ de son grand axe par rapport à l'horizontale (dans le sens horaire) :

$$(a, b, \theta) \in \mathcal{M} = [a_m, a_M] \times [a_m, a_M] \times [0, \pi[, a \geq b$$

2. on définit l'ellipse par la demi-taille de ses deux axes a et b , sans préciser le plus grand, l'axe a étant celui dans le coin en bas à droite, et l'orientation θ de cet axe a par rapport à l'horizontale (dans le sens horaire) :

$$(a, b, \theta) \in \mathcal{M} = [a_m, a_M] \times [a_m, a_M] \times [0, \frac{\pi}{2}[$$

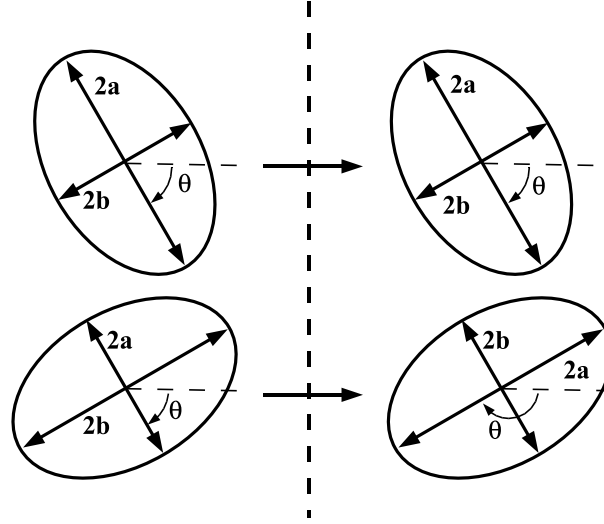


FIG. 3.1 – Espace des objets $\chi = \mathcal{P} \times \mathcal{M}$. Objets de gauche, formulation 1 : un grand axe a , un petit axe b et $\theta \in [0, \pi[$. Objets de droite, formulation 2 : deux axes a et b , et $\theta \in [0, \frac{\pi}{2}[$.

Les paramètres a_m et a_M sont importants puisque nous rechercherons dans l'image des arbres de diamètre minimum $2a_m$ et de diamètre maximum $2a_M$. Une connaissance a priori sur la taille des arbres recherchés permet d'accélérer l'extraction, puisque, plus nous restreignons la taille de l'espace des marques, plus l'optimisation du processus est rapide.

Notre but est, de façon triviale, de rechercher des ellipses dans l'image répondant au mieux à un modèle énergétique défini. Cette recherche de primitives géométriques dans une image peut être réalisée avec d'autres outils que les processus ponctuels, comme par exemple avec une transformation de Hough [Aguado et Nixon, 1995] ou un algorithme génétique [Kawagushi et Nagata, 1998] (souvent précédés d'un gradient de l'image pour récupérer les formes elliptiques). L'avantage des processus ponctuels marqués est principalement le fait qu'ils permettent de modéliser des interactions entre les objets, mais aussi leur grande flexibilité par rapport au terme d'énergie externe lié à l'image.

Dans la suite de ce manuscrit, l'espace objet du modèle 2D sera noté χ_2 , puisqu'il réfère à des objets de dimension 2, pour le distinguer de l'espace des objets 3D, noté χ_3 , que nous introduirons dans le prochain chapitre. L'espace objet χ_2 est un compact de $\mathbb{R}^5$.

3.1.3 Modèle probabiliste

Nous rappelons, en quelques mots, notre cadre de travail. Il s'agit de modéliser une image Y comme l'observation d'une variable cachée X , qui est la réalisation d'un processus de Gibbs. On recherche ainsi la meilleure configuration d'objets (décrits ci-dessus) dans l'image au sens d'une énergie $U(\mathbf{x})$ comportant un terme interne (interactions entre les objets, éner-

gie U_{interne}) et un terme lié à l'image (énergie U_{externe}). La loi de probabilité $\pi(\cdot)$ du processus ponctuel X est écrite via sa densité $f(\cdot)$ par rapport à un processus de Poisson de référence $\pi_\nu(\cdot)$, de mesure d'intensité $\nu(\cdot)$:

$$\pi(d\mathbf{x}) = f(\mathbf{x})\pi_\nu(d\mathbf{x})$$

où la densité s'écrit en fonction de l'énergie du modèle :

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{Z} \exp [-U(\mathbf{x})]$$

Au chapitre précédent, nous avons vu qu'il est possible de construire une chaîne de Markov $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ qui converge ergodiquement vers la loi objectif $\pi(\cdot)$, en utilisant l'algorithme MHG. Cet échantillonneur donne accès au calcul de nombreuses statistiques sur le processus, et, utilisé dans le cadre d'un algorithme de recuit simulé, permet d'estimer le Maximum de Vraisemblance (MAP dans le cadre bayésien) :

$$\hat{X} = \text{Argmax } f(X)$$

3.1.4 Processus de référence

En premier lieu, il est intéressant de se pencher sur la modélisation du processus de Poisson de référence. Au cours de la simulation, c'est lui qui impose la dynamique à la chaîne de Markov à haute température. En effet, pour une température de recuit T_n , la chaîne de Markov converge vers la distribution $\pi_{T_n}(\cdot)$ suivante :

$$\pi_{T_n}(d\mathbf{x}) = [f(\mathbf{x})]^{T_n} \pi_\nu(d\mathbf{x})$$

Les hautes températures ont donc tendance à uniformiser la distribution de densité sur l'espace N^f , ce qui fait que l'algorithme MHG simule le processus de Poisson de référence. En effet, le taux de Green d'un mouvement quelconque m , défini par son noyau de proposition $Q_m(\mathbf{x}, d\mathbf{y})$, proposant un saut d'une configuration d'objets $\mathbf{x}$ vers une configuration $\mathbf{y}$ est :

$$R_m(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \left[\frac{f(\mathbf{y})}{f(\mathbf{x})} \right]^{T_n} \frac{\pi_\nu(d\mathbf{y}) Q_m(\mathbf{y}, d\mathbf{x})}{\pi_\nu(d\mathbf{x}) Q_m(\mathbf{x}, d\mathbf{y})} \quad (3.1)$$

Il est important de ne pas avoir une rupture de dynamique trop forte lorsque la température décroît. Il est donc essentiel que les statistiques du processus de Poisson de référence (comme le nombre moyen d'objets) soient proches de celles du processus à basse température. En particulier, la moyenne du nombre de points sur un borélien $A \in \mathcal{X}_2$, pour ce processus de référence dont la mesure d'intensité $\nu(\cdot)$ par rapport à la mesure de Lebesgue $\Lambda(\cdot)$ a pour densité $\lambda(\cdot)$, est :

$$\mathbb{E}[N_A(\mathbf{x})] = \int_A \lambda(x) \Lambda(dx)$$

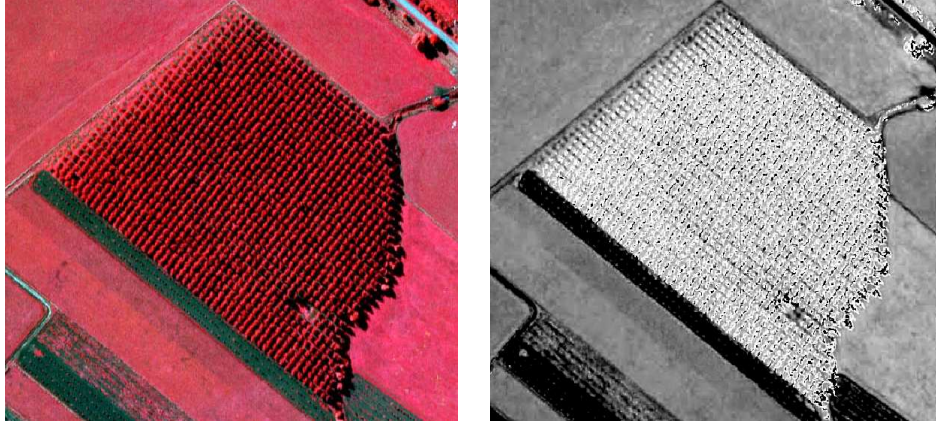


FIG. 3.2 – Gauche : image d’origine © IFN. Droite : intensité $\lambda_{NDVI}(\cdot)$ du processus de Poisson de référence, 10 niveaux de gris.

Pour nos images de forêts, l’information apportée par l’index NDVI (cf chapitre 1) est précieuse pour pondérer l’intensité $\lambda(\cdot)$, puisque cela nous permet de générer plus de points dans les zones de végétation. Nous écrivons alors l’intensité comme suit :

$$\lambda(x) = \beta \lambda_{NDVI}(x)$$

En pratique, l’intensité $\lambda_{NDVI}(x)$ en chaque point de $\mathcal{X}_2$ est celle du pixel auquel la position du point appartient. Cette valeur est obtenue en calculant les valeurs du NDVI en chaque pixel, puis en transférant l’index par une transformation linéaire et un passage à l’entier dans $\{1, \dots, 10\}$ (cf FIG. 3.2). Un pixel de l’image avec une forte valeur de NDVI sera donc au maximum visité 10 fois plus en moyenne qu’un pixel avec un faible NDVI par un processus de Poisson.

Quant au coefficient β , il peut être choisi par rapport à une estimation du nombre d’arbres présents dans l’image, en fonction de la résolution de l’image, de la taille des couronnes attendues, et de la surface de l’image comportant une forte valeur de NDVI (seuil à déterminer). L’estimation de la densité (en nombre de tiges par hectare) est un problème de recherche à part entière.

3.1.5 Modèles d’énergie

Nous avons exploré la possibilité de définir un modèle bayésien pour l’extraction des arbres dans les zones denses. Le modèle bayésien est un modèle aléatoire où l’image Y est considérée comme une observation bruitée d’un phénomène aléatoire X . A partir de la formule de Bayes, on peut ainsi remonter au phénomène X à travers la loi a posteriori sur les observations :

$$\mathbb{P}(X = x|Y) \propto \mathbb{P}(Y|X = x)\mathbb{P}(X = x)$$

Pour rentrer dans ce cadre, il est donc nécessaire de définir une loi dite a priori $\mathbb{P}(X = x)$, qui introduit une connaissance sur le comportement de la variable cachée X , ainsi qu'une loi des observations ou vraisemblance $\mathbb{P}(Y|X = x)$, ie un modèle statistique de l'image Y étant donné X . Il faut, ainsi, à la fois un modèle associé aux objets et un modèle associé au "fond" (on appelle fond de l'image toutes les parties qui ne concernent pas les objets d'intérêt). Or, la complexité du fond fait que l'on se heurte souvent à des problèmes de modélisation [Lacoste, 2004, Ortner, 2004]. Nous détaillerons, dans ce chapitre, notre modèle bayésien pour l'extraction des arbres, et analyserons ses limites.

A l'inverse, il est possible de modéliser l'énergie externe de façon non bayésienne, si l'on n'est pas en mesure de définir un modèle global de reconstruction de l'image Y . Le champ externe $U_{\text{externe}}(\mathbf{x})$ exprime la qualité d'une configuration par rapport aux données de façon locale cette fois, au moyen d'une fonction de coût calculée au niveau des objets :

$$U_{\text{externe}}(\mathbf{x}) = \sum_{u \in \mathbf{x}} U_d(u) \quad (3.2)$$

$U_d(\cdot)$ est une fonction de χ_2 dans $\mathbb{R}$ qui quantifie la pertinence d'un objet au vu de la donnée. Si $U_d(u) \leq 0$, l'objet u est attractif et sa présence sera favorisée, puisque l'on recherche la configuration qui minimise l'énergie globale. Au contraire, si $U_d(u) \geq 0$, l'objet u sera pénalisé. A noter que, puisque certains objets sont attractifs, il est nécessaire d'avoir un terme d'exclusion pour éviter les accumulations de ces objets dans la configuration finale. Le modèle énergétique global doit, en effet, vérifier :

$$U(\mathbf{x} \cup u \cup u) > U(\mathbf{x} \cup u) \quad \forall (u, \mathbf{x}) \in \chi_2 \times N^f$$

Dans la suite, nous noterons l'énergie a priori $U_p(\mathbf{x})$, et l'énergie externe $U_d(\mathbf{x})$, sauf dans le modèle bayésien où nous parlerons plutôt de la vraisemblance de l'observation Y sachant la configuration $\mathbf{x}$, notée $\mathcal{L}(Y = I|X = \mathbf{x})$.

3.2 Energie a priori $U_p(\mathbf{x})$

Ce terme énergétique renseigne sur toutes les connaissances a priori que l'on possède sur les configurations que l'on recherche. Il peut être assimilé à un terme de régularisation (cf chapitre 1). Dans le cadre des processus ponctuels, il comporte des contraintes sur les objets et sur leurs interactions. Pour modéliser ces contraintes sur les interactions dans l'énergie $U_p(\mathbf{x})$, nous définissons généralement des relations symétriques $\sim$ et associons une énergie $U_{\sim}(\cdot)$ à chacune d'elles. Les cliques sur lesquelles cette énergie est calculée sont principalement des cliques de second ordre, c'est-à-dire sur des paires d'objets. Certaines interactions sont favorisées, $U_{\sim}(\cdot) < 0$, et d'autres pénalisées, $U_{\sim}(\cdot) > 0$. Le terme global d'énergie a priori s'écrit :

$$U_p(\mathbf{x}) = \sum_i \sum_{u \in \mathbf{x}} U_{r_i}(u) + \sum_{\sim_i} \sum_{u \sim_i v} U_{\sim_i}(u \sim_i v)$$

3.2.1 Contraintes sur les objets

Les contraintes sur chaque objet peuvent se définir dans le terme de régularisation $U_r(u)$ du modèle a priori ou être directement appréhendées dans la mesure du processus de référence $\pi_r(\cdot)$. La différence se situe au niveau de la dynamique, et est liée au calcul du taux de Green (3.1) à chaque perturbation de la chaîne de Markov dans le cadre du recuit simulé. Une contrainte placée dans l'énergie du modèle aura un impact très fort à basse température et orientera la chaîne dans le minimum qui satisfait le mieux ces critères énergétiques (en plus de l'énergie liée à l'image), alors qu'une modification du processus de référence ne fait que modifier la dynamique de proposition des mouvements et n'influe pas directement sur le choix du minimum à très basse température.

Pour décider dans quelle partie du modèle placer une contrainte sur les objets, il faut se poser la question suivante : est-ce que l'on préfère des objets présentant cette caractéristique, ou bien plus simplement est-ce que l'on s'attend à trouver des objets de ce type. Une réponse positive à la première question oriente vers une modélisation de la contrainte dans l'énergie de régularisation $U_r(u)$, et à la deuxième question vers une modélisation de cette contrainte dans le processus de référence.

Un premier exemple concerne la position des objets du processus. Puisque nous nous attendons à trouver des objets dans les zones de forte valeur du NDVI, nous utilisons une intensité non homogène dans le processus de référence. En effet, la localisation d'un objet n'est pas un critère pour évaluer si un objet est bon ou mauvais au sens de son énergie : il peut très bien y avoir un arbre dont le pixel du centre a un faible niveau de NDVI, et ce n'est pas pour autant que l'objet le détectant doit être pénalisé.

Par contre, une contrainte intéressante est le rapport entre les deux axes principaux de l'objet $\frac{a_u}{b_u}$. En effet, si nous négligeons, dans un premier temps, la déformation des objets due au point de vue (nous considérons que les arbres sont proches du point Nadir), les arbres auront une forme qui tend plus vers un disque que vers une ellipse allongée. De plus, nous nous sommes rendus compte au cours des simulations que les ellipses très allongées détectaient bien souvent 2 houppiers à la fois, et il n'est pas toujours facile de les diviser en 2. Nous décidons donc de pénaliser les objets allongés au moyen du terme suivant :

$$U_{rab}(\mathbf{x}) = \gamma_{ab} \sum_{u \in \mathbf{x}} \frac{\frac{a_u}{b_u} - 1}{\frac{a_M}{a_m} - 1}$$

avec $\gamma_{ab} > 0$.

D'autres idées, que nous n'avons pas mises en place, auraient pu consister en une pénalisation d'une trop forte variabilité des surfaces des objets dans le cadre de l'extraction de houppiers dans une plantation, puisque les arbres y sont à peu près de même taille. Le risque aurait cependant été de pénaliser injustement d'autres arbres de taille différente, pouvant se situer dans l'image, mais en dehors de la plantation.

3.2.2 Superposition des objets

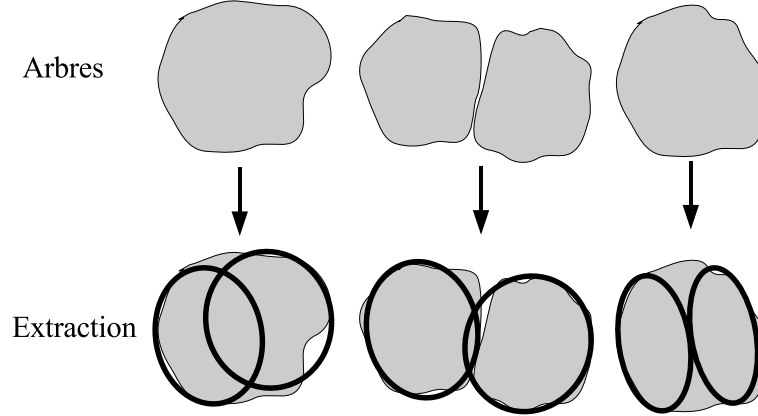


FIG. 3.3 – Gauche : superposition entre objets inacceptable. Milieu : superposition entre objets acceptable. Droite : pas de superposition entre les objets, mais mauvaise configuration.

Partant du principe que l'un de nos objectifs est de dénombrer les arbres, il faut éviter de compter deux fois les mêmes. Ainsi, pour cette application spécifiquement, l'association "1 objet - 1 arbre" est essentielle, et nous devons principalement faire face à trois cas de figure. Tout d'abord, les configurations d'objets utilisant deux ellipses se superposant pour détecter un seul arbre doivent être pénalisées (cf FIG. 3.3, gauche). En revanche, il arrive dans certains cas que les couronnes des arbres soient tellement proches, et la forme géométrique elliptique moins appropriée, qu'une superposition des objets soit inévitable (cf FIG. 3.3, centre). Enfin, les objets redondants peuvent ne pas se superposer, mais se coller, pour détecter un seul arbre (cf FIG. 3.3, droite).

Ainsi, il apparaît qu'un terme répulsif qui pénaliserait les objets qui s'intersectent selon leur aire d'intersection est un bon compromis pour traiter les deux premiers cas, le troisième pouvant être résolu au moyen de transformations de type fusion d'objets dans le noyau de proposition ou en favorisant les gros objets. Afin de formaliser cette remarque et de la retranscrire dans l'énergie du processus, on définit la notion de silhouette d'un objet (cf FIG. 3.4).

Définition 6

On appelle silhouette d'un objet $u = (p_u, m_u) \in \chi_2$ l'ensemble $\mathcal{S}_{\mathcal{P}}(u) \in \mathcal{P} \subset \mathbb{R}^2$, intersection de l'espace des positions et de l'ellipse de centre p_u et de marques m_u . Par extension, on définit la notion de silhouette d'une configuration d'objets $\mathcal{S}_{\mathcal{P}}(\mathbf{x})$, comme l'union des silhouettes des objets de $\mathbf{x}$.

On définit alors une relation symétrique $\sim_r$ entre deux objets u et v dont les silhouettes s'intersectent. Le terme répulsif qui contrôle la superposition des objets est noté $U_{\sim_r}(\mathbf{x})$ et

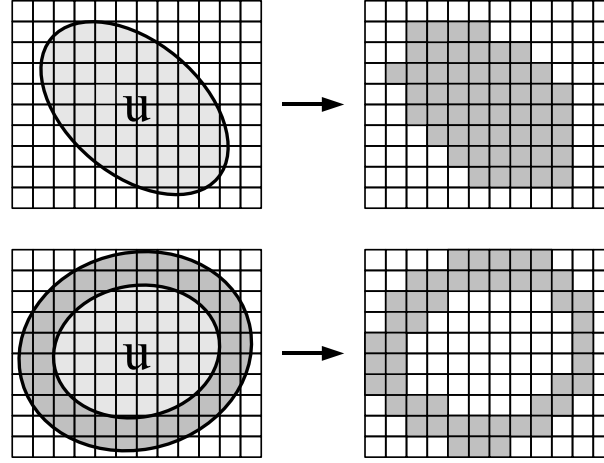


FIG. 3.4 – Haut : silhouette d'un objet u sur l'espace des positions, $\mathcal{S}_{\mathcal{P}}(u)$, et son équivalent discrétisé $\mathcal{S}_I(u)$. Bas : frontière d'un objet u sur l'espace des positions, $\mathcal{F}_{\mathcal{P}}^{\rho}(u)$ ($\rho = 1.6$), et son équivalent discrétisé $\mathcal{F}_I^{\rho}(u)$.

s'écrit :

$$U_{\sim_r}(\mathbf{x}) = \gamma_r \sum_{x_i \sim_r x_j} \frac{\Lambda(\mathcal{S}_{\mathcal{P}}(x_i) \cap \mathcal{S}_{\mathcal{P}}(x_j))}{\min(\Lambda(\mathcal{S}_{\mathcal{P}}(x_i)), \Lambda(\mathcal{S}_{\mathcal{P}}(x_j)))}$$

On voit que chaque aire d'intersection est normalisée dans $[0, 1]$, le tout étant pondéré par un coefficient $\gamma_r > 0$. Les pénalisations sont sommées sur toutes les paires d'objets qui s'intersectent, ce qui, dans le pire des cas, peut avoir un comportement quadratique mais qui, en pratique, ne se passe jamais. Nous gardons donc cette formulation, une autre possibilité aurait été de ne pénaliser que la pire des interactions de chaque objet avec les autres objets de la configuration [Ortner, 2004].

Alors que les calculs d'aire intersection se font rapidement dans le cas de cercles, ils sont plus fastidieux dans le cas d'ellipses. Nous préférons, dans ce cas, calculer cette intersection comme le nombre de pixels (i, j) dont le centre $(i + 0.5, j + 0.5) \in \mathcal{P}$ appartient aux deux ellipses, c'est-à-dire aux silhouettes discrétisées des deux objets (cf FIG. 3.5) :

Définition 7

On appelle silhouette discrétisée d'un objet $u = (p_u, m_u) \in \chi_2$ l'ensemble $\mathcal{S}_I(u)$ des pixels d'une image I dont le centre sur $\mathcal{P}$ est dans la silhouette de l'objet u .

Le terme de superposition s'écrit finalement :

$$U_{\sim_r}(\mathbf{x}) = \gamma_r Q_{\sim_r}(\mathbf{x})$$

avec

$$Q_{\sim_r}(\mathbf{x}) = \sum_{x_i \sim_r x_j} \frac{\text{Card} \{p \in \mathcal{S}_I(x_i) \cap \mathcal{S}_I(x_j)\}_{p \in I}}{\min \left(\text{Card} \{p \in \mathcal{S}_I(x_i)\}_{p \in I}, \text{Card} \{p \in \mathcal{S}_I(x_j)\}_{p \in I} \right)}$$

et $\gamma_r > 0$ pour pénaliser ces intersections.

Nous y rajoutons un terme de "hard core" $U_{\sim_h}(\mathbf{x}) = +\infty$ pour les configurations possédant des objets situés à une distance inférieure au pixel : $u \sim_h v \Leftrightarrow d(p_u, p_v) < 1$. Ce terme a le mérite de simplifier les démonstrations de convergence ergodique de la chaîne de Markov, et possède une réalité physique puisque les arbres que nous pouvons extraire seront distants de plus qu'un pixel (environ 50 cm) sur le terrain.

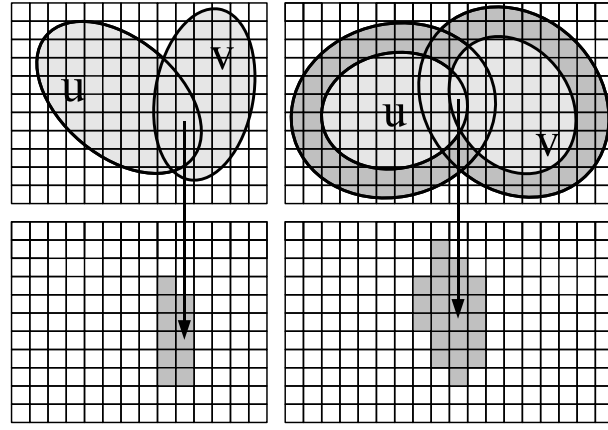


FIG. 3.5 – Gauche : intersection entre deux objets u et v . Droite : intersection entre deux ρ -objets $\mathcal{S}_\rho(u)$ et $\mathcal{S}_\rho(v)$.

3.2.3 Modélisation des agrégats

Comme nous l'avons remarqué dans le chapitre 2, les processus de Gibbs posent plus de difficultés que les processus de Cox pour modéliser des agrégats, typiques des couverts denses que nous étudions dans ce chapitre. Cependant, nous souhaitons les utiliser dans nos modèles principalement parce qu'ils sont beaucoup plus faciles à simuler dans le cadre d'algorithmes MCMC, où il faut notamment explorer les mouvements possibles à partir d'un état et les accepter après avoir évalué la différence énergétique entre deux états successifs de la chaîne.

Pour caractériser, voire modéliser des agrégats puisque c'est ce que nous souhaitons, il est intéressant d'étudier la proximité entre les objets de la configuration au moyen d'une des statistiques suivantes [Penttinen et Stoyan, 2000] :

1. la fonction de Ripley $K(r)$ ou de Besag $L(r)$ (Eq. 2.13), qui expriment la densité d'objets dans des disques de rayon r . Le principal problème est le temps nécessaire à

l'estimation de ces fonctions sur une configuration d'objets donnée. Nous pourrions envisager, dans le terme a priori, de favoriser des agrégats d'objets à une distance donnée R en favorisant les configurations qui vérifient $L(R) > 1$.

2. le recouvrement des objets et de leur voisinage. Pour cela, nous introduisons les notions de ρ -objet et de ρ -frontière d'un objet (cf FIG. 3.4).

Définition 8

On appelle ρ -objet d'un objet $u = (p_u, m_u) \in \chi_2$, $m_u = (a_u, b_u, \theta_u)$, l'ensemble $\mathcal{S}_{\mathcal{P}}^{\rho}(u) \in \mathcal{P} \subset \mathbb{R}^2$, intersection de l'espace des positions et de l'ellipse de centre p_u et de marques $(a_u + \rho, b_u + \rho, \theta_u)$. Il s'agit donc d'une ellipse de même orientation, mais de taille augmentée de ρ . La ρ -frontière de cet objet est alors simplement l'ensemble $\mathcal{F}_{\mathcal{P}}^{\rho}(u)$ obtenu par différence $\mathcal{S}_{\mathcal{P}}^{\rho}(u) \setminus \mathcal{S}_{\mathcal{P}}(u)$.

De la même façon que la silhouette discrétisée, on appelle ρ -objet discrétisé l'ensemble $\mathcal{S}_I^{\rho}(u)$ des pixels d'une image I dont le centre sur $\mathcal{P}$ est dans le ρ -objet u , et ρ -frontière discrétisée d'un objet $u = (p_u, m_u) \in \chi_2$ l'ensemble $\mathcal{F}_I^{\rho}(u)$ des pixels d'une image I dont le centre sur $\mathcal{P}$ est dans la ρ -frontière de l'objet u .

Pour caractériser la proximité des objets, nous pouvons calculer une fonction de recouvrement des ρ -objets de la configuration semblable à $Q_{\sim_r}(\mathbf{x})$ (cf FIG. 3.5). Pour cela, nous introduisons une relation symétrique $\sim_{r_{\rho}}$ telle que $u \sim_{r_{\rho}} v$ si $\mathcal{S}_I^{\rho}(u) \cap \mathcal{S}_I^{\rho}(v) \neq \emptyset$, puis une fonction énergétique :

$$U_{\sim_{r_{\rho}}}(\mathbf{x}) = \gamma_{\rho} Q_{\sim_{r_{\rho}}}(\mathbf{x})$$

avec

$$Q_{\sim_{r_{\rho}}}(\mathbf{x}) = \sum_{x_i \sim_{r_{\rho}} x_j} \frac{\text{Card} \{p \in \mathcal{S}_{\mathcal{J}}^{\rho}(x_i) \cap \mathcal{S}_{\mathcal{J}}^{\rho}(x_j)\}_{p \in I}}{\min \left(\text{Card} \{p \in \mathcal{S}_{\mathcal{J}}^{\rho}(x_i)\}_{p \in I}, \text{Card} \{p \in \mathcal{S}_{\mathcal{J}}^{\rho}(x_j)\}_{p \in I} \right)}$$

Nous prenons $\gamma_{r_{\rho}} < 0$ pour favoriser les agrégats, mais dans ce cas, pour des raisons de stabilité du processus, la pénalisation des intersections entre objets et le terme de hard core sont indispensables.

3. plus simplement, la distance des plus proches voisins, calculée pour chaque objet de la configuration. Nous pouvons favoriser certaines configurations où les objets ont une distance caractéristique qui les séparent (comme dans le cas des plantations de peupliers, où il y a des directions et des distances privilégiées). Ceci est, en pratique, facile à mettre en place dans le cadre de notre algorithme, puisque ces distances sont calculables rapidement pour chaque objet de la configuration. Ainsi, nous avons commencé par mettre en place cette caractéristique dans le cadre de l'extraction des houppiers sur des plantations de peupliers, en remarquant que leur structure est très organisée, comme celle d'un maillage. Les directions principales de ce maillage sont notées $\vec{v}_1$ et $\vec{v}_2$. Elles peuvent être estimées à l'aide d'une transformée de Fourier pour récupérer les maxima spectraux (cf FIG. 3.6), ou bien estimées après une première extraction rapide des objets. Nous définissons alors 4 voisinages autour de chaque objet,

dans lesquels nous avons de fortes chances qu'un objet voisin se situe. Soit un objet $u = (p, m)$, ces voisinages sont notés $\mathcal{B}_\epsilon(p \pm \vec{v}_i) \cap \mathcal{P}$, ou plus simplement $\mathcal{B}_k^{x \in x}$, avec $k \in \{1, 2, 3, 4\}$. On définit alors une relation symétrique $\sim_a$ entre deux objets u et v qui appartiennent chacun à un voisinage $\mathcal{B}_k$ de l'autre, et l'on calcule au niveau de chaque clique (paire d'objets ici) la fonction d'alignement suivante :

$$A_{\sim_a}(\mathbf{x}) = \sum_{x_i \sim_a x_j} \sigma \left(\min_{k=\{1,2\}} (\|\vec{x_i x_j} \pm \vec{v}_k\|), \epsilon \right)$$

où ϵ est un paramètre du modèle qui représente le rayon du disque (typiquement 1 ou 2 pixels) dans lequel on espère trouver un objet x_j autour d'une position idéale donnée par $x_i \pm \vec{v}_k$, et :

$$\sigma(x, d) = \frac{1}{d^2} \left(\frac{1 + d^2}{1 + x^2} - 1 \right) \in [0, 1].$$

Puisque certains voisinages peuvent être en dehors de l'espace des positions, on ne garde que ceux qui ont une mesure $\Lambda(\mathcal{B}_k^{x \in x} \cap \mathcal{P})$ positive. On favorise alors ces alignements entre les objets en intégrant à l'énergie a priori, exclusivement dans le cadre d'extraction de houppiers dans des plantations, le terme énergétique suivant :

$$U_{\sim_a}(\mathbf{x}) = \gamma_a A_{\sim_a}(\mathbf{x})$$

avec $\gamma_a < 0$ puisque nous souhaitons favoriser ces alignements.

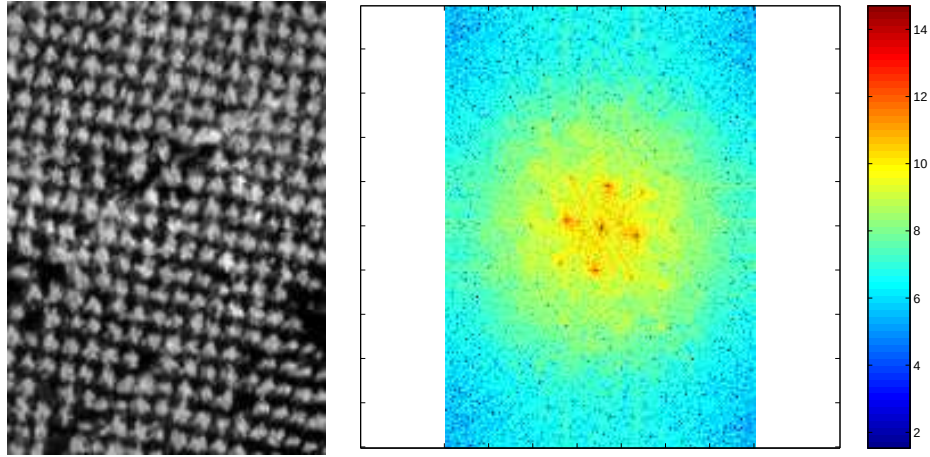


FIG. 3.6 – Gauche : plantation de peuplier ©IFN. Droite : transformée de Fourier de l'image, et récupération des maxima spectraux.

3.2.4 Bilan et simulations de l'a priori

Dans le cas général, le terme a priori de l'énergie s'écrit :

$$U_p(\mathbf{x}) = U_{r_{ab}}(\mathbf{x}) + U_{\sim_r}(\mathbf{x}) + U_{\sim_h}(\mathbf{x}) + U_{\sim_\rho}(\mathbf{x}) + U_{\sim_a}(\mathbf{x}) \quad (3.3)$$

Cependant, selon le type d'images que nous traitons, nous annulons certains des coefficients γ , comme par exemple γ_a si nous ne traitons pas des plantations. Seul le terme répulsif $U_{\sim_r}(\mathbf{x})$ est indispensable, les autres étant ajoutés pour contraindre le modèle dans des cas spécifiques. L'ajout d'un terme attractif doit, en revanche, être compensé par le terme de "hard core" afin de vérifier la condition de stabilité 2.6, qui, limitée à l'énergie du modèle a priori, se réécrit :

$$U_p(\mathbf{x}) - U_p(\mathbf{x} \cup u) = -\Delta U_p(\mathbf{x}, \mathbf{x} \cup u) \leq M_{U_p} \quad \forall (u, \mathbf{x}) \in \mathcal{X}_2 \times N^f \quad (3.4)$$

où $M_{U_p} > 0$ est une constante qui majore les sauts négatifs d'énergie. Ce résultat s'obtient facilement si aucun terme de l'énergie a priori n'est attractif (tous les coefficients $\gamma \geq 0$), et se prouve en remarquant que le nombre d'objets est borné (et donc le nombre de paires d'objets également) par le "hard core" dans le cas contraire.

Dans les FIG. 3.7 et FIG. 3.8, nous présentons quelques simulations de l'a priori obtenues dans des configurations différentes. Elles comportent toutes les termes répulsifs, le terme attractif varie quant à lui. Les premiers exemples de la FIG. 3.7 montrent, en haut, l'impact du terme qui régule l'allongement des objets. Les deux simulations du bas ont été obtenues avec le terme d'agrégats comme seule attraction : $\gamma_{r_\rho} < 0$ et $\gamma_{\sim_a} = 0$, l'exemple de gauche à température haute et l'exemple de droite à basse température, le nombre d'objets étant ici borné. Les simulations de la FIG. 3.8 montrent en haut l'effet d'une modification de la fonction $Q_{\sim_{r_\rho}}(\mathbf{x})$, qui cette fois-ci pénalise les intersections entre les ρ -frontières des objets et les objets de la configuration, et ne favorise que les intersections entre deux ρ -frontières. Ceci a pour effet d'espacer d'une distance ρ les objets. Enfin, les simulations du bas comportent comme terme attractif le terme d'alignements, les deux ayant été obtenues à basse température, celle de gauche avec un nombre d'objets bornés et celle de droite sans limite sur le nombre d'objets. On remarque principalement que les caractéristiques que nous souhaitons modéliser (agrégats et alignements) sont visibles, mais qu'il est difficile de contrôler le nombre d'objets de la configuration à basse température notamment (recouvrement total de l'espace des positions dans la simulation en bas à droite de la FIG. 3.8), lorsque le processus de référence de Poisson pèse moins que l'attraction du terme énergétique a priori.

3.3 Energie d'attache aux données

Dans cette partie, nous décrivons les différents modèles images de la loi de probabilité du processus objet. Dans le modèle bayésien, il s'agit d'un terme de vraisemblance des observations $\mathbb{P}(Y = I | X = \mathbf{x})$, noté $\mathcal{L}(I | \mathbf{x})$, et dans le modèle non bayésien d'une énergie d'attache aux données $U_d(\mathbf{x})$ calculée au niveau de chaque objet, une sorte de terme détecteur d'objets. Nous travaillons sur une image de niveaux de gris, en nous limitant à la bande proche infrarouge des images CIR, ou en calculant l'image d'intensité. Nous verrons que les autres bandes couleurs peuvent être utiles pour limiter les fausses alarmes.

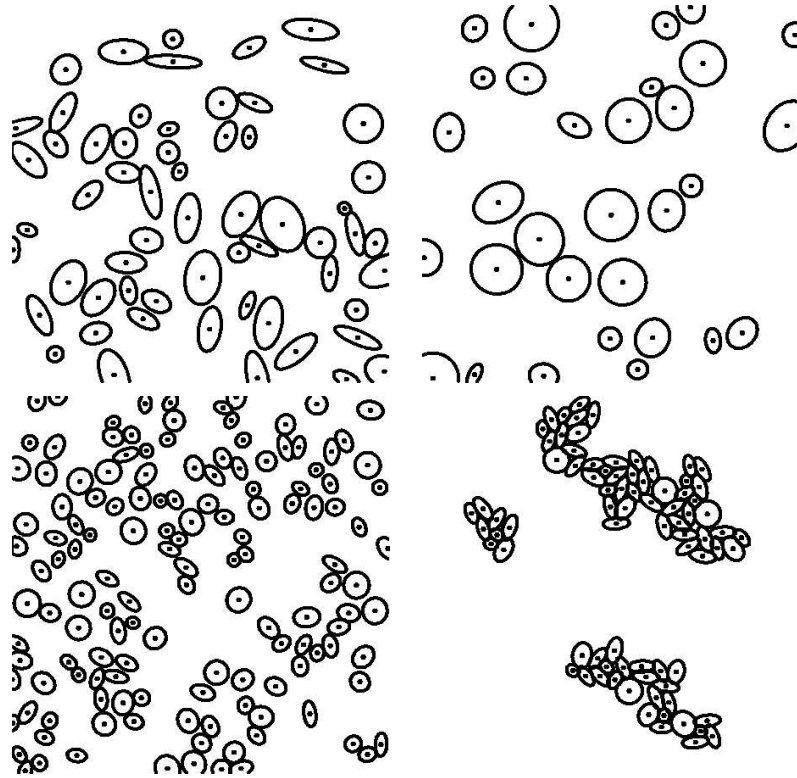


FIG. 3.7 – Haut : à gauche, simulation de l'a priori sans le terme qui pénalise l'allongement des objets ($\gamma_{ab} = 0$), à droite, avec ce terme d'allongement ($\gamma_{ab} > 0$). Bas : simulations de l'a priori avec $\gamma_{r_p} < 0$ et $\gamma_{\sim a} = 0$, à température haute à gauche et à basse température à droite, le nombre d'objets étant borné.

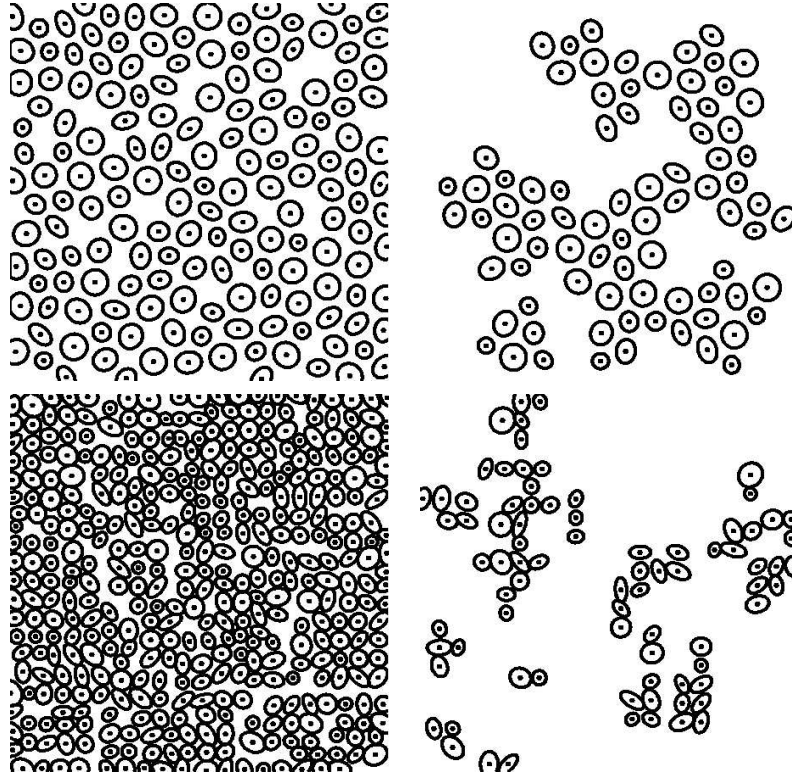


FIG. 3.8 – Haut : simulations de l'a priori avec $\gamma_{r_p} < 0$ et $\gamma_{\sim_a} = 0$, à température basse, en pénalisant les intersections entre les frontières des objets et les objets, pour une valeur de $\rho = 5$. Le nombre d'objets est borné à droite, et non borné à gauche. Bas : simulations de l'a priori avec $\gamma_{r_p} = 0$ et $\gamma_{\sim_a} < 0$, pour des vecteurs d'alignement horizontaux et verticaux, à basse température. Le nombre d'objets est borné à droite, et non borné à gauche.

3.3.1 Modèle bayésien

Décrire le terme image au moyen d'une vraisemblance consiste à écrire un modèle statistique de l'image Y étant donnée une configuration d'objets X . Cette modélisation bayésienne a été exploitée dans [Baddeley et van Lieshout, 1993] et [Rue et Syversveen, 1998, Rue et Hurn, 1999] pour la reconnaissance de cellules avec des processus ponctuels marqués de polygones. Pour les images de télédétection, cela est plus difficile car il faut définir un modèle statistique de l'image à la fois pour les régions qui comportent les objets de la configuration, mais aussi pour les autres régions appartenant au fond, pouvant contenir des routes, des bâtiments ou des champs : on préférera donc, dans la plupart des cas, utiliser un modèle non bayésien avec un terme détecteur d'arbre.

Le modèle bayésien, comme nous le verrons dans la partie des résultats, se prête principalement aux images dans lesquelles la forêt a déjà été isolée, segmentée. Autrement dit, il faut des images ne comportant que des arbres, dans des zones denses. En effet, comme nous l'avons remarqué dans le chapitre 1, les niveaux de gris (NIR ici) des arbres sont plus élevés que ceux du reste de l'image, en particulier des zones ombragées, appelées fond ("background"). Un premier modèle de vraisemblance, que nous avons défini au début de cette thèse pour traiter des peupleraies, utilise cette propriété en proposant une partition de l'image en deux classes :

1. la classe des objets (devant extraire les arbres) $\mathcal{C}_A$: un pixel appartient à $\mathcal{C}_A$ s'il appartient à $\mathcal{S}_{\mathcal{P}}(\mathbf{x})$, silhouette de la configuration $\mathbf{x}$.
2. la classe du fond $\mathcal{C}_F$: un pixel appartient à cette classe s'il n'appartient pas à la classe des objets.

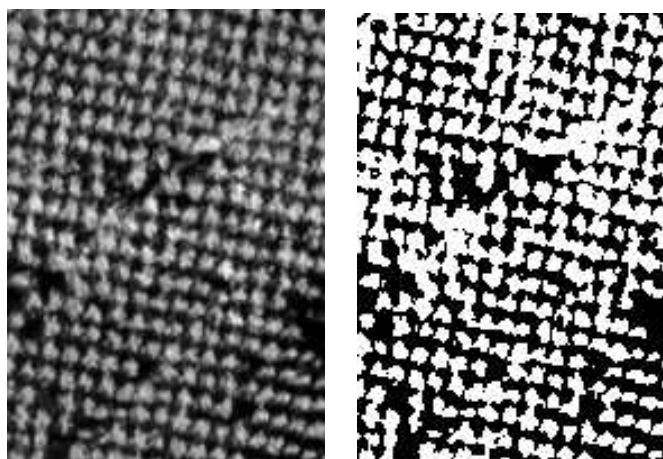


FIG. 3.9 – Gauche : plantation de peupliers ©IFN. Droite : image binaire obtenue avec un "K-Means" à deux classes.

La distribution des niveaux de gris dans chacune de ces deux classes est modélisée par une loi gaussienne, respectivement $\mathcal{N}(\mu_A, \sigma_A)$ pour la classe des objets, et $\mathcal{N}(\mu_F, \sigma_F)$ pour la

classe du fond. Les paramètres de moyenne et de variance des classes peuvent être estimés à l'aide d'un "K-Means" (cf Fig. 3.9). Ainsi, la vraisemblance de l'image $\mathcal{L}(I|\mathbf{x})$, en supposant les pixels indépendants conditionnellement à leur appartenance à une classe donnée, s'écrit :

$$\mathcal{L}(I|\mathbf{x}) = \prod_{p \in \mathbb{C}_A} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_A} \exp\left(-\frac{(y_p - \mu_A)^2}{2\sigma_A^2}\right) \prod_{p \in \mathbb{C}_F} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_F} \exp\left(-\frac{(y_p - \mu_F)^2}{2\sigma_F^2}\right). \quad (3.5)$$

où y_p est le niveau de gris du pixel $p \in I$. Ce premier modèle bayésien sera appelé dans la partie des résultats le modèle Bay1. Il ne prend pas en compte la position des pixels dans les objets, à savoir s'ils sont près du centre des objets arbres ou près de leur bord. Or, on s'aperçoit que la réflectance est plus élevée pour les pixels proches du sommet des arbres dans les peupliers.

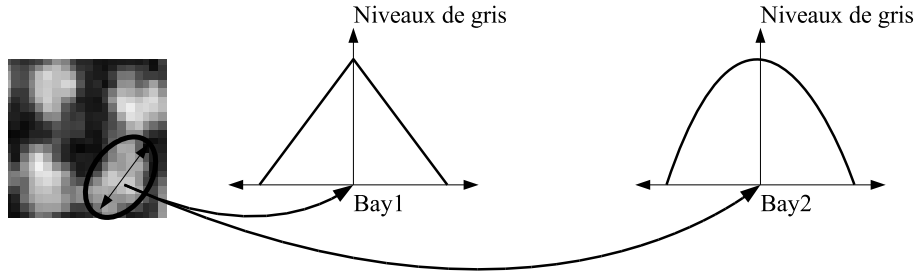


FIG. 3.10 – Gauche : coupe transversale d'un objet situé sur un arbre. Milieu : les niveaux de gris de la moyenne $\mu^l(p, x)$ augmentent linéairement en fonction de la distance relative du pixel au centre de l'objet. Droite : niveaux de gris de la moyenne $\mu^s(p, x)$ dans le modèle sphérique.

Aussi, nous avons proposé de nouveaux modèles bayésiens dans [Perrin *et al.*, 2005c], qui prennent en compte cette propriété, en associant à chaque pixel une loi de probabilité gaussienne dont les paramètres changent en fonction de sa distance par rapport au centre de l'objet auquel il appartient : la moyenne $\mu(p, x)$ du pixel p situé dans un objet $x \in \mathbf{x}$ vérifie :

$$\int_{z \in \mathcal{S}_{\mathcal{P}}(x)} \mu(z) \frac{dz}{\pi a_x b_x} = \mu_A \quad (3.6)$$

et

$$\int_{z \in \mathcal{S}_{\mathcal{P}}(x)} (\mu(z) - \mu_A)^2 \frac{dz}{\pi a_x b_x} = \sigma_A^2 \quad (3.7)$$

afin que la moyenne et la variance globales sur l'objet entier soient μ_A et σ_A , à l'erreur près due à la discrétisation. L'écart type $\sigma(p, x) = \sigma$ est quant à lui une constante qui caractérise l'écart que l'on autorise entre la distribution de niveaux de gris de l'objet et la distribution des moyennes $\mu(p, x)$. Enfin, si un pixel appartient à plusieurs objets, le calcul de la vraisemblance devient :

$$\mathcal{L}(I|\mathbf{x}) = \prod_{p \in \mathbb{C}_A} \max \left\{ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(y_p - \mu(p, u))^2}{2\sigma^2}\right) \right\}_{u|p \in \mathcal{S}_I(u)} \prod_{p \in \mathbb{C}_F} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_F} \exp\left(-\frac{(y_p - \mu_F)^2}{2\sigma_F^2}\right).$$

Les deux modèles de distribution des moyennes $\mu(p, x)$ testés dans [Perrin *et al.*, 2005c] sont un modèle linéaire (nommé Bay2) et un modèle sphérique (nommé Bay3). Ils s'écrivent respectivement $\mu^l(p, x) = A \left(1 - \frac{d(p, x)}{d(p, \bar{x})}\right) + B$ et $\mu^s(p, x) = A \cos\left(\frac{\pi}{2} \frac{d(p, x)}{d(p, \bar{x})}\right) + B$, où $d(p, x)$ est la distance entre le point p et le centre de l'objet x , et $d(p, \bar{x})$ la longueur du segment entre le centre de l'objet x et le bord de l'objet passant par p (égale au rayon du disque dans un processus de disque). Les constantes $A > 0$ et $B > 0$ sont calculées une fois pour toutes grâce aux équations (3.7) et (3.6) (cf FIG. 3.10).

Comme le montre la FIG. 3.11, les reconstructions de l'image obtenues à partir d'une extraction, en tirant pour chaque pixel une valeur de niveau de gris selon les lois des différents modèles bayésiens, semblent plus proches de l'image d'origine pour les modèles Bay2 et Bay3.

3.3.2 Modèle non bayésien

L'autre façon de modéliser le terme externe consiste à définir un terme détecteur, ie une fonction énergétique qui étudie localement l'attache d'un objet. On a dans ce cas :

$$U_d(\mathbf{x}) = \gamma_d \sum_{u \in \mathbf{x}} U_d(u)$$

Pour définir cette énergie d'attache aux données dans les zones denses, nous tenons compte des principales propriétés des houppiers en zones denses, à savoir leur forte réflectance dans le NIR, et la présence d'une zone ombragée autour d'eux (les ombres des arbres se mélangent). L'énergie d'attache d'un objet u s'écrit en fonction de la distance de Bhattacharya entre les distributions des niveaux de gris des pixels situés dans l'objet, et ceux situés dans sa ρ -frontière, celles-ci étant supposées gaussiennes :

$$U_d(u) = \mathcal{Q}_d(d_B(u, \mathcal{F}_I^\rho(u))) \quad (3.8)$$

où $\mathcal{Q}_d(d_B) \in [-1, 1]$ est une fonction de qualité. Elle attribue une valeur négative aux objets "bien placés" et une valeur positive aux objets "mal placés", en les distinguant selon que la valeur de la distance de Bhattacharya est au dessous ou au dessus d'un seuil d_0 fixé :

$$\mathcal{Q}_d(d_B) = \begin{cases} 1 - \left(\frac{d_B}{d_0}\right)^{\frac{1}{3}} & \text{si } d_B < d_0 \\ \exp\left(\frac{-(d_B - d_0)}{3d_0}\right) - 1 & \text{sinon} \end{cases}$$

A noter que, pour travailler avec des valeurs entières du paramètre γ_d , nous avons pris l'habitude, dans le programme, de multiplier la distance de Bhattacharya par un facteur 100, et donc $d_B(u, \mathcal{F}_I^\rho(u))$ s'écrit, en notant (μ_1, σ_1) et (μ_2, σ_2) les moyennes et variances empiriques respectivement de l'objet et de sa ρ -frontière :

$$d_B(u, \mathcal{F}_I^\rho(u)) = 100 \left[\frac{(\mu_1 - \mu_2)^2}{4(\sigma_1 + \sigma_2)} - \frac{1}{2} \log \left(\frac{2\sqrt{\sigma_1\sigma_2}}{\sigma_1 + \sigma_2} \right) \right]$$

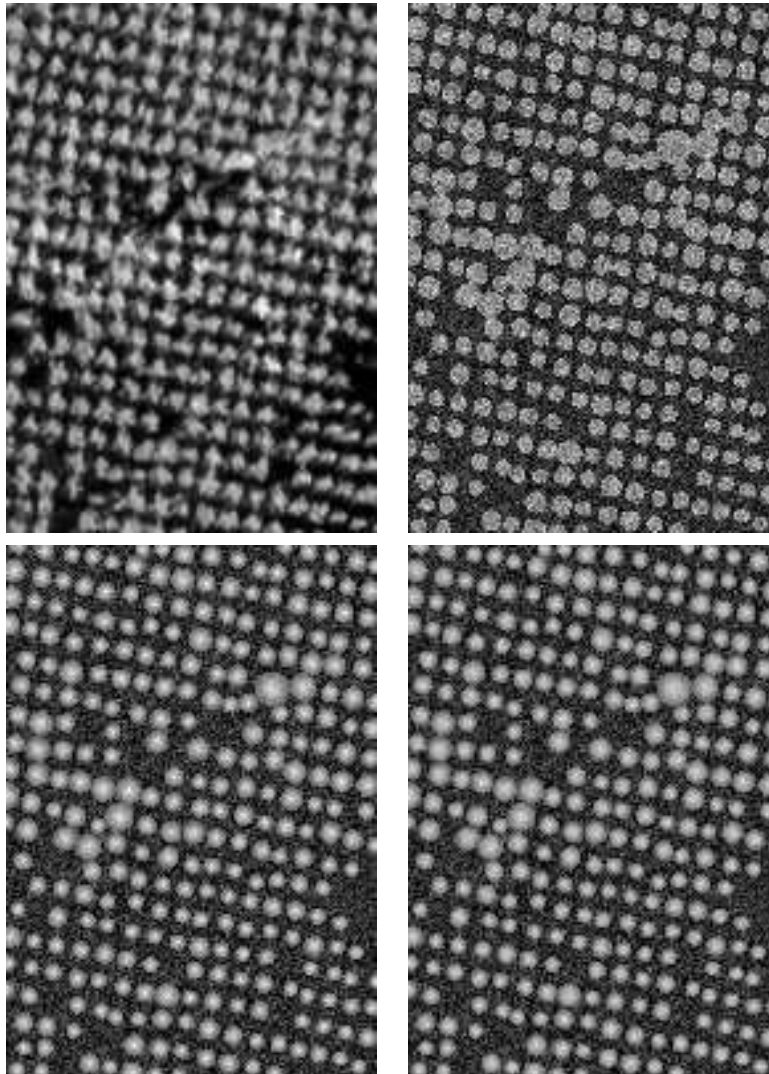


FIG. 3.11 – Haut gauche : image d'origine ©IFN. Haut droite : reconstruction de I à partir d'une extraction avec le modèle Bay1. Bas gauche : reconstruction de I à partir d'une extraction avec le modèle Bay2. Bas droite : reconstruction de I à partir d'une extraction avec le modèle Bay3.

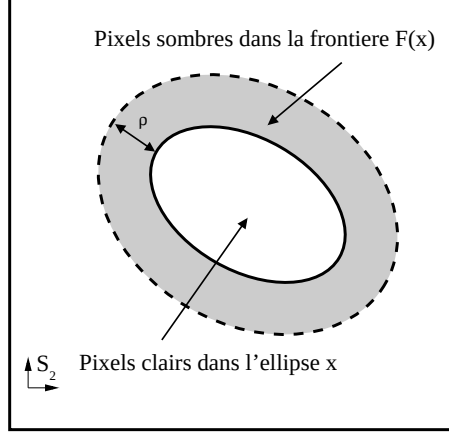


FIG. 3.12 – Terme d’attache aux données non bayésien.

Les paramètres importants de cette énergie d’attache aux données sont donc γ_d , qui fixe le poids du terme image par rapport au terme a priori, ρ , qui est fixé à 1 ou 2 pixels en pratique (1 mètre) et qui matérialise jusqu’à quelle distance nous recherchons les ombres autour des arbres, et le paramètre d_0 , qui représente un seuil à partir duquel on accepte les objets. Le prendre trop faible présenterait le risque d’accepter trop d’objets, et le prendre trop élevé de ne pas extraire les arbres avec une moins bonne réflectance dans le proche infrarouge, ou une zone d’ombre moins franche autour d’eux. C’est donc le paramètre clé de ce modèle, que nous nommerons dans la partie résultat modèle NonBay1.

3.3.3 Stabilité

La démonstration de la stabilité du modèle restreint au terme de vraisemblance ou au terme d’énergie d’attache aux données est directe. Il suffit de remarquer que la vraisemblance $\mathcal{L}(I|\mathbf{x})$ est majorée et minorée sur l’espace des configurations, et que l’énergie d’attache d’un objet $U_d(u)$ l’est également. De la même façon que pour l’énergie interne, on peut écrire :

$$U_d(\mathbf{x}) - U_d(\mathbf{x} \cup u) = -\Delta U_d(\mathbf{x}, \mathbf{x} \cup u) \leq M_{U_d} \quad \forall (u, \mathbf{x}) \in \chi_2 \times N^f \quad (3.9)$$

3.4 Noyau de proposition

Dans cette partie, nous présentons les différents mouvements réversibles qui composent le noyau de proposition de l’algorithme MHG que nous avons utilisé. Bien que le noyau de naissance et mort, présenté dans le chapitre précédent, suffise pour assurer la convergence de la chaîne, il est essentiel de proposer des mouvements plus pertinents pour accélérer cette convergence. Nous rappelons que le noyau global $Q(.,.)$ se décompose en plusieurs

sous-noyaux et s'écrit :

$$Q(\mathbf{x}, \cdot) = \sum_m p_m(\mathbf{x}) Q_m(\mathbf{x}, \cdot) \quad \text{avec} \quad \sum p_m(\mathbf{x}) \leq 1$$

Dans la suite, nous présentons chacun des mouvements qui constituent le noyau, et calculons pour chacun d'entre eux les taux d'acceptation associés.

3.4.1 Naissance et Mort uniformes

Le noyau de naissance et mort uniformes est le noyau de base qui permet d'ajouter ou de supprimer un objet à la configuration courante $X_n = \mathbf{x}$. La naissance d'un objet $u \in \chi_2$ consiste à proposer d'ajouter un objet u , généré uniformément par rapport à la mesure d'intensité $\nu(\cdot)$ du processus de Poisson de référence, à la configuration $\mathbf{x}$. La mort propose de retirer un objet $u \in \mathbf{x}$ à la configuration. Cet objet est choisi uniformément parmi les objets qui composent $\mathbf{x}$. Le noyau de naissance et mort uniformes, noté $Q_{NM}(\cdot, \cdot)$ s'écrit donc, pour toute configuration $\mathbf{x} \in \mathcal{N}_f$ et tout borélien $B \in \mathcal{N}^f$, comme la composée d'un noyau de naissance et d'un noyau de mort :

$$Q_{NM}(\mathbf{x}, B) = p_N(\mathbf{x}) Q_N(\mathbf{x}, B) + p_M(\mathbf{x}) Q_M(\mathbf{x}, B)$$

où les deux noyaux de naissance et de mort sont définis par :

$$Q_N(\mathbf{x}, B) = \int_{u \in \chi_2} \mathbf{1}_B(\mathbf{x} \cup u) \frac{\nu(du)}{\nu(\chi_2)}$$

et

$$Q_M(\mathbf{x}, B) = \frac{1}{n(\mathbf{x})} \sum_{u \in \mathbf{x}} \mathbf{1}_B(\mathbf{x} \setminus u)$$

Dans le cas où $n(\mathbf{x}) = 0$, on pose $Q_M(\mathbf{x}, A) = \mathbf{1}_A(\mathbf{x})$. En pratique, $p_N(\mathbf{x}) = p_M(\mathbf{x}) = 0.5$. Considérons, ensuite, la mesure $\xi_{NM}(\cdot, \cdot)$ suivante définie sur $\mathcal{N}^f \times \mathcal{N}^f$:

$$\xi_{NM}(A \times B) = \int_{\mathcal{N}^f} \int_{u \in \chi_2} \mathbf{1}_A(\mathbf{x}) \mathbf{1}_B(\mathbf{x} \cup u) \nu(du) \pi_\nu(d\mathbf{x}) + \int_{\mathcal{N}^f} \mathbf{1}_A(\mathbf{x}) \sum_{u \in \mathbf{x}} \mathbf{1}_B(\mathbf{x} \setminus u) \pi_\nu(d\mathbf{x}) \quad (3.10)$$

Cette mesure est symétrique (cf Annexe B.1), ceci venant du fait que $\nu(\cdot)$ est la mesure d'intensité du Processus de Poisson de loi $\pi_\nu(\cdot)$. Nous remarquons également qu'elle s'annule dès qu'aucun des éléments de B ne peut s'obtenir en ajoutant ou en retirant un objet aux éléments de A .

Cette mesure domine $\pi(\cdot) Q_{NM}(\cdot, \cdot)$, et nous permet de calculer les dérivées de Radon-Nikodym associées (cf Annexe B.1), puis les taux d'acceptation de ces mouvements :

1. dans le cas d'une **naissance**, le rapport de Green vaut :

$$R(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{p_M(\mathbf{y})}{p_N(\mathbf{x})} \frac{f(\mathbf{y})}{f(\mathbf{x})} \frac{\nu(\chi_2)}{n(\mathbf{x}) + 1} \quad (3.11)$$

2. dans le cas d'une **mort** , le rapport de Green vaut :

$$R(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{p_N(\mathbf{y})}{p_M(\mathbf{x})} \frac{f(\mathbf{y})}{f(\mathbf{x})} \frac{n(\mathbf{x})}{v(\chi_2)} \quad (3.12)$$

A noter que, dans le cas d'une mesure d'intensité non homogène, les taux de Green ne sont pas affectés, mais la non uniformité de la distribution des objets est obtenue grâce à la façon de générer le nouvel objet $u \in \chi_2$, qui est tiré suivant la loi $\frac{v(\cdot)}{v(\chi_2)}$.

3.4.2 Perturbations simples

Les perturbations simples regroupent les mouvements du noyau qui ne changent pas le nombre d'objets de la configuration $\mathbf{x}$, mais qui modifient les paramètres d'un objet existant. Dans notre noyau de proposition, elles comportent la translation (modification de la position d'un objet), la dilatation (modification de la taille d'un objet) et la rotation. On peut voir ces transformations comme des schémas de mise à jour classique de la dynamique de Metropolis-Hastings (MH).

Quelle que soit la transformation simple utilisée, le formalisme est identique. Le mouvement se réalise suivant les différentes étapes suivantes :

1. On sélectionne un objet u parmi les objets de la configuration $\mathbf{x}$ suivant une loi discrète $j^{\mathbf{x}}(u)$ (ces notations sont volontairement les mêmes que dans [Ortner, 2004]).
2. On tire une variable aléatoire Z dans un ensemble $\Sigma(\mathbf{x}, u)$ suivant une loi de probabilité $\mathbb{P}_Z^{(\mathbf{x}, u)}(\cdot)$. En pratique, $\Sigma(\mathbf{x}, u) = \Sigma \subset \mathbb{R}^k$, et la loi de Z est absolument continue par rapport à la mesure de Lebesgue $\Lambda(\cdot)$ et de densité $f_Z^{(\mathbf{x}, u)}(\cdot)$.
3. L'objet u est transformé en un objet v par l'intermédiaire d'une fonction injective $\zeta_{\mathbf{x}}(\cdot, \cdot)$ définie par :

$$\begin{aligned} \zeta_{\mathbf{x}} : \chi_2 \times \Sigma &\rightarrow \chi_2 \\ (u, z) &\rightarrow v \end{aligned}$$

Dans nos mouvements, cette fonction est linéaire et construite pour être symétrique :

$$v = \zeta_{\mathbf{x}}(u, z) \iff \exists! \tilde{z} \in \Sigma \text{ t.q. } \mathbf{y} = \mathbf{x} \setminus u \cup v \quad u = \zeta_{\mathbf{y}}(v, \tilde{z})$$

4. On propose $\mathbf{y} = \mathbf{x} \setminus u \cup v$, on calcule le rapport de Green associé et on accepte ou on refuse le mouvement.

Le noyau d'une transformation simple quelconque, noté $Q_{TS}(\cdot, \cdot)$, peut donc s'écrire pour toute configuration $\mathbf{x}$ et tout borélien $B \in \mathcal{N}^f$:

$$Q_{TS}(\mathbf{x}, B) = \sum_{u \in \mathbf{x}} j^{\mathbf{x}}(u) \int_{\Sigma} \mathbf{1}_B(\mathbf{x} \setminus u \cup \zeta_{\mathbf{x}}(u, z)) f_Z^{(\mathbf{x}, u)}(z) \Lambda(dz)$$

La mesure suivante domine $\pi(\cdot) Q_{TS}(\cdot, \cdot)$:

$$\xi_{TS}(A \times B) = \int_{\mathcal{N}^f} \mathbf{1}_A(\mathbf{x}) \sum_{u \in \mathbf{x}} \frac{1}{\lambda(u)} \int_{\Sigma} \mathbf{1}_B(\mathbf{x} \setminus u \cup \zeta_{\mathbf{x}}(u, z)) \Lambda(dz) \pi_v(d\mathbf{x})$$

où nous rappelons que $\lambda(\cdot)$ est la densité de la mesure d'intensité du processus de Poisson $\nu(\cdot)$ par rapport à la mesure de Lebesgue. Grâce aux propriétés de la fonction $\zeta_{\mathbf{x}}(\cdot, \cdot)$, cette mesure est symétrique (cf Annexe B.2). La dérivée de Radon Nikodym se déduit des résultats précédents :

$$D_{TS}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = f(\mathbf{x}) j^{\mathbf{x}}(u) f_Z^{(\mathbf{x}, u)}(z) \lambda(u)$$

On obtient alors le rapport de Green suivant :

$$R(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{f(\mathbf{y}) j^{\mathbf{y}}(v) f_Z^{(\mathbf{y}, v)}(\tilde{z}) \lambda(v)}{f(\mathbf{x}) j^{\mathbf{x}}(u) f_Z^{(\mathbf{x}, u)}(z) \lambda(u)}$$

On voit donc que dans ce rapport intervient le rapport $\frac{\lambda(v)}{\lambda(u)}$ qui fait que si la mesure d'intensité du processus de Poisson est non homogène, les mouvements simples proposant une transformation d'un objet à faible intensité $\lambda(u)$ vers un objet à plus forte intensité $\lambda(v)$ seront favorisés.

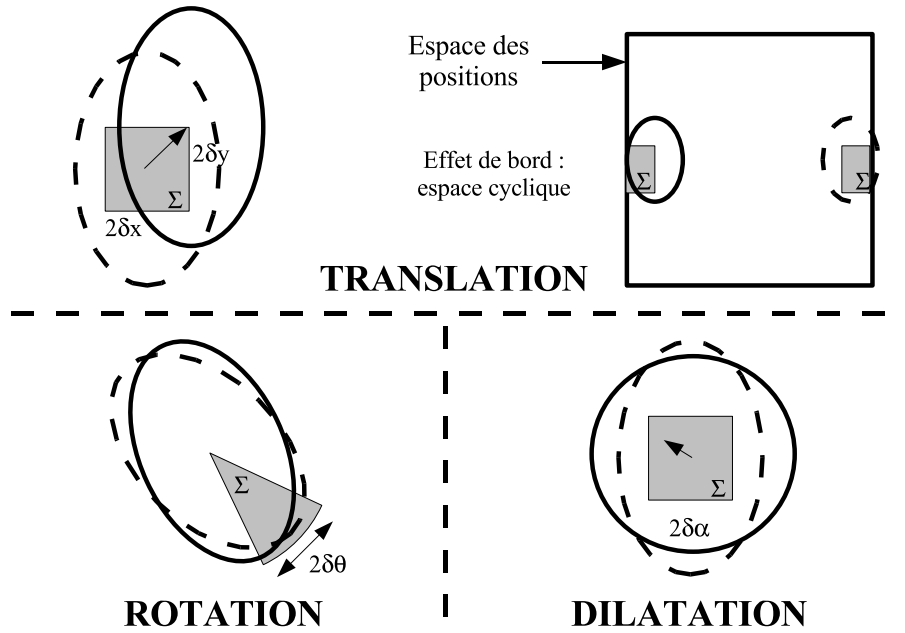


FIG. 3.13 – Mouvements simples : translation, rotation et dilatation.

Quelques exemples des mouvements simples sont donnés dans la FIG. 3.13. En pratique, nous choisissons toujours équiprobablement les objets de la configuration, $j^{\mathbf{x}}(u) = \frac{1}{n(\mathbf{x})}$, ainsi que la variable aléatoire Z sur l'espace Σ . Les mouvements simples que nous avons implantés dans le noyau de proposition sont :

1. La **translation** : on propose de traduire la position de l'objet u d'un vecteur aléatoire $Z = (z_x, z_y) \in \Sigma = [-\delta x, \delta x] \times [-\delta y, \delta y]$. On s'arrange pour rendre l'espace de positions

$\mathcal{P}$ cyclique (ie les nouvelles positions sont calculées modulo la taille de l'espace) pour que la position du nouvel objet v , $(x_u + z_x, y_u + z_y)$, y appartienne.

2. La **dilatation** : on se place dans le cadre de seconde formulation de l'espace des marques (cf partie 3.1.2), et on propose de modifier les marques relatives à la taille de l'objet u en y ajoutant un vecteur aléatoire $Z = (z_a, z_b) \in \Sigma = [-\delta a, \delta a]^2$. Ici encore, on s'arrange pour que l'espace des marques soit cyclique. Si les nouveaux axes vérifient $a < b$, il faut tourner l'objet de 90 degrés et inverser ces deux paramètres pour se conformer à la première formulation.
3. La **rotation** : on propose de modifier l'orientation de l'objet u . On tire un vecteur aléatoire $Z = (z_\theta) \in \Sigma = [-\delta\theta, \delta\theta]$, puis on ajoute z_θ à l'angle d'orientation, modulo π .

Le rapport de Green se simplifie donc pour chacune de ces transformations en :

$$R(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{f(\mathbf{y}) \lambda(v)}{f(\mathbf{x}) \lambda(u)}$$

3.4.3 Fusion / Division

Le noyau de fusion / division, noté $Q_{FD}(\cdot, \cdot)$, est surtout utile à basse température car il permet d'éviter de rester bloqué dans des minima locaux de l'énergie, en proposant en un seul mouvement de fusionner deux objets proches (cf FIG. 3.14) ou de diviser un objet en deux (cf FIG. 3.15). Il se compose donc d'un mouvement de fusion et d'un mouvement de division :

$$Q_{FD}(\mathbf{x}, \cdot) = p_F(\mathbf{x})Q_F(\mathbf{x}, \cdot) + p_D(\mathbf{x})Q_D(\mathbf{x}, \cdot)$$

Précisons tout d'abord ce que nous entendons par objets proches, ou fusionnables. Etant donné le terme répulsif existant dans l'énergie a priori, deux objets devant être fusionnés ne s'intersectent pas forcément (cf FIG. 3.3, droite). Aussi, nous définissons la relation d'équivalence suivante pour caractériser deux objets fusionnables.

Définition 9

Deux objets de la configuration $x_1 = (p_1, m_1)$ et $x_2 = (p_2, m_2)$ sont dits fusionnables, et on note $x_1 \sim_f x_2$, si $d(p_1, p_2) \leq a_1 + a_2 + \epsilon$, où les a_i sont les grands axes des objets x_i , et $\epsilon > 0$.

On note $n_{\sim_f}(\mathbf{x})$ le nombre de cliques d'ordre 2 en relation par rapport à $\sim_f$, puis on définit les probabilités de proposer une fusion ou une division par :

$$p_F(\mathbf{x}) = \frac{n_{\sim_f}(\mathbf{x})}{n_{\sim_f}(\mathbf{x}) + n(\mathbf{x})}$$

et

$$p_D(\mathbf{x}) = \frac{n(\mathbf{x})}{n_{\sim_f}(\mathbf{x}) + n(\mathbf{x})}$$

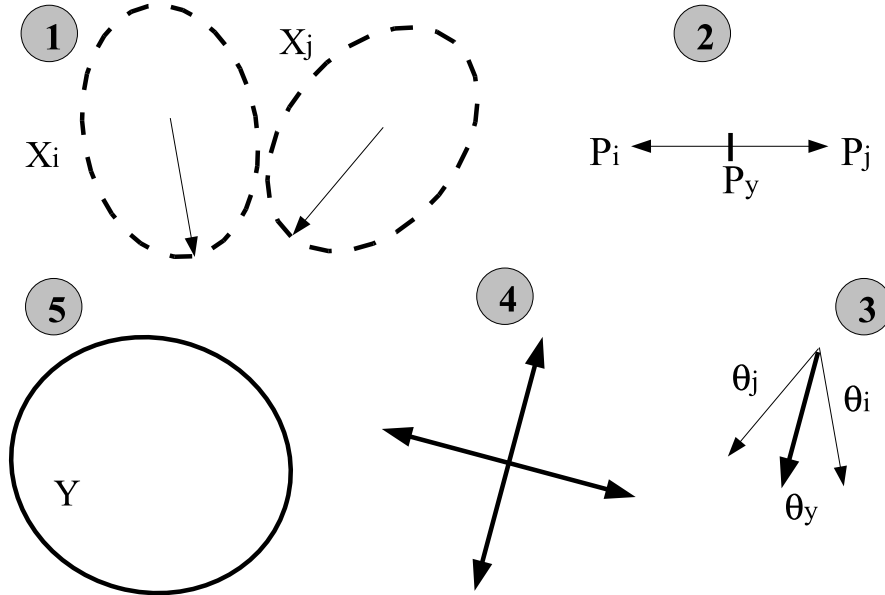


FIG. 3.14 – Fusion d'objets. 1 : sélection d'une clique $x_i \sim_f x_j$. 2 : position du nouvel objet. 3 : orientation du nouvel objet. 4 : calcul des axes du nouvel objet, après augmentation par (z_a, z_b) . 5 : objet résultant de la fusion.

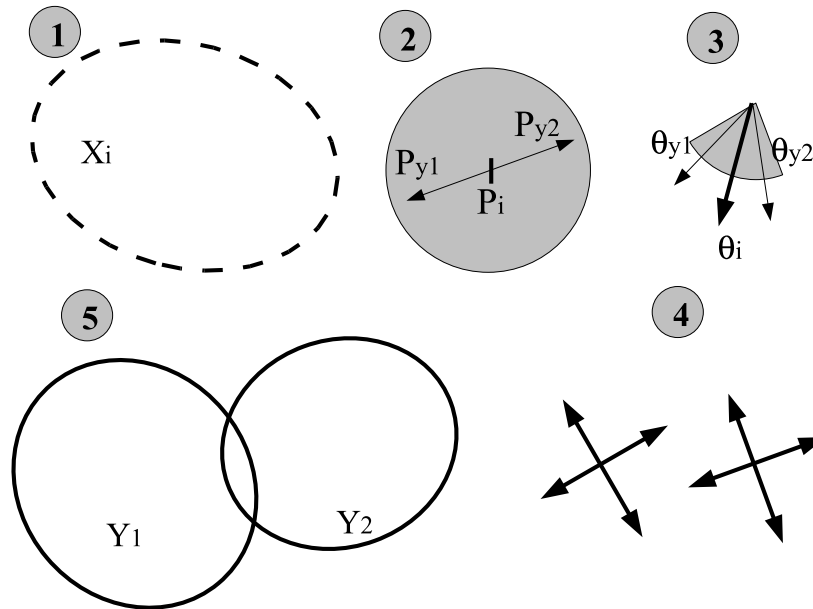


FIG. 3.15 – Division d'objets. 1 : sélection d'un objet x_i . 2 : position des nouveaux objets y_1 et y_2 . 3 : orientation des nouveaux objets. 4 : calcul des axes des nouveaux objets, après diminution par (z_{a1}, z_{b1}) . 5 : objets résultant de la division.

Une **fusion** va attribuer comme position du nouvel objet le milieu de celles des objets fusionnables, et agrandir la taille moyenne des objets précédents afin que le nouvel objet occupe plus de place. Elle se compose des étapes suivantes :

1. Sélection d'une clique d'objets $x_{\sim f}$ parmi les $n_{\sim f}(\mathbf{x})$ suivant une loi discrète $j_{\sim f}^{\mathbf{x}}(x_{\sim f})$, en pratique équiprobablement : $j_{\sim f}^{\mathbf{x}}(x_{\sim f}) = \frac{1}{n_{\sim f}(\mathbf{x})}$. On note $x_i = (p_i, m_i)$ et $x_j = (p_j, m_j)$ les deux objets qui la composent.
2. On tire une variable aléatoire z_a dans un ensemble $Z_a = [0, a_M - \frac{a_i + a_j}{2}]$, puis une variable z_b dans un ensemble $Z_b = [0, a_M - \frac{b_i + b_j}{2}]$ suivant une loi de probabilité uniforme. On note $Z_{ab} = Z_a \times Z_b$, et $M_{Z_{ab}} = \Lambda(Z_{ab})$.
3. Les objets x_i et x_j sont fusionnés en un objet y par l'intermédiaire d'une fonction $T_{x_i \sim_f x_j}^F$ définie par :

$$\begin{aligned} y &= T_{x_i \sim_f x_j}^F(z_a, z_b) = \left(\frac{p_i + p_j}{2}, \frac{a_i + a_j}{2} + z_a, \frac{b_i + b_j}{2} + z_b, \frac{\theta_i + \theta_j}{2} \right) \\ \theta_y &= \frac{\theta_i + \theta_j}{2} \text{ si } \|\theta_i - \theta_j\| \leq \frac{\pi}{2} \\ \theta_y &= \frac{\theta_i + \theta_j \pm \pi}{2} \text{ si } \|\theta_i - \theta_j\| > \frac{\pi}{2} \end{aligned}$$

On remarque bien que la position du nouvel objet, noté y , est le milieu de celles des deux anciens, et que sa taille est augmentée par rapport à la moyenne des deux autres. D'ailleurs, on ajoute une rotation d'angle $\frac{\pi}{2}$ et on intervertit les valeurs a_y et b_y (ce qui ne change pas l'objet) si le choix de z_a et z_b fait que $b_y > a_y$.

4. On propose une nouvelle configuration $\mathbf{y} = \mathbf{x} \setminus \{x_i, x_j\} \cup y$, on calcule le rapport de Green associé et l'on accepte ou l'on refuse le mouvement.

Le mouvement de **division** se comporte en mouvement réversible de la fusion. Il consiste donc en ces différentes étapes :

1. Sélection d'un objet x_i à diviser parmi les $n(\mathbf{x})$ suivant une loi discrète $j^{\mathbf{x}}(x)$. En pratique, cette sélection peut s'opérer de deux manières : une sélection équiprobable, avec $j^{\mathbf{x}}(x) = \frac{1}{n(\mathbf{x})}$, ou une sélection qui recherche des objets allongés que l'on a typiquement envie d'essayer de diviser : $j^{\mathbf{x}}(x) = \frac{(a/b)^2}{\sum_{x_i \in \mathbf{x}} (a_i/b_i)^2}$. C'est la première solution qui est adoptée dans les calculs des taux. On note $x_i = (p_i, m_i)$ l'objet retenu.
2. On tire une variable aléatoire $Z = (z_{xy}, z_{a1}, z_{a2}, z_{b1}, z_{b2}, z_{\theta})$ suivant une loi de probabilité uniforme, et on génère deux nouveaux objets y_1 and y_2 selon la fonction $T_{x_i}^D$ définie par :

$$\begin{aligned} [y_1, y_2] &= T_{x_i}^D(z_{xy}, z_{a1}, z_{b1}, z_{a2}, z_{b2}, z_{\theta}) \\ y_1 &= (p_i + z_{xy}, a_i - z_{a1} + z_{a2}, b_i - z_{b1} + z_{b2}, \theta_i + z_{\theta}) \\ y_2 &= (p_i - z_{xy}, a_i - z_{a1} - z_{a2}, b_i - z_{b1} - z_{b2}, \theta_i - z_{\theta}) \end{aligned}$$

où les valeurs d'orientation $\theta_i \pm z_{\theta}$ sont calculées modulo π , et où les variables aléatoires (V.A.) doivent respecter les règles suivantes (pour assurer la symétrie de la division par rapport à la fusion) :

- z_{a1} et z_{b1} sont des V.A. respectivement sur $Z_{a1} = [0, a_i - a_m]$ et $Z_{b1} = [0, b_i - a_m]$, ceci revenant à diminuer la moyenne de la taille des deux objets créés de la même façon que l'on augmente la taille de l'objet moyen dans le mouvement de fusion. A nouveau, si après cette première dilatation $a_i - z_{a1} < b_i - z_{b1}$, on ajoute une rotation d'angle $\frac{\pi}{2}$ et on intervertit les valeurs des axes. On pose $Z_{ab1} = Z_{a1} \times Z_{b1}$, et $M_{Z_{ab1}} = \Lambda(Z_{ab1})$.
- z_θ une V.A. sur $Z_\theta = [-\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{4}]$ pour donner l'orientation des deux objets créés. On pose $M_{Z_\theta} = \Lambda(Z_\theta)$.
- z_{a2} et z_{b2} des V.A. respectivement sur $Z_{a2} = [0, \min(a_i - z_{a1} - a_m, a_M - a_i + z_{a1})]$ (que l'on ajoute à l'objet y_1 pour qu'il soit celui avec le grand axe maximum) et sur $Z_{b2} \subset [-\min(b_i - z_{b1} - a_m, a_M - b_i + z_{b1}), \min(b_i - z_{b1} - a_m, a_M - b_i + z_{b1})]$ (en faisant en sorte que $b_{y_1} < a_{y_1}$ et $b_{y_2} < a_{y_2}$). On note $Z_{ab2} = Z_{a2} \times Z_{b2}$, et on pose $M_{Z_{ab2}} = \Lambda(Z_{ab2})$.
- $z_{xy} = (z_x, z_y)$ une V.A. distribuée sur :

$$Z_{xy} = \left\{ z \mid p_i + z \text{ et } p_i - z \in \mathcal{B}_{a_i - z_{a1} + \frac{\rho}{2}}(p_i) \cap \mathcal{P} \right\}$$

pour que les deux objets issus de la division forment une clique de $\sim_f$. Pour ce faire, Z_{xy} est le plus grand espace de centre de symétrie p_i inclus dans une boule de rayon $a_i - z_{a1} + \frac{\rho}{2}$ et dans l'espace $\mathcal{P}$. Il faut notamment faire attention aux effets de bord de l'image. On pose $M_{Z_{xy}} = \Lambda(Z_{xy})$.

3. On propose une nouvelle configuration $\mathbf{y} = \mathbf{x} \setminus x_i \cup \{y_1, y_2\}$, on calcule le rapport de Green associé et l'on accepte ou l'on refuse le mouvement.

Les noyaux de propositions associés sont alors les suivants, pour toute configuration $\mathbf{x}$ et tout borélien $B \in \mathcal{N}^f$:

1. dans le cas d'une **fusion** :

$$Q_F(\mathbf{x}, B) = \frac{1}{n_{\sim_m}(\mathbf{x})} \frac{1}{M_{Z_{ab}}} \sum_{x_i \sim_f x_j} \int_{Z_{ab}} \mathbf{1}_B(\mathbf{y} = \mathbf{x} \setminus \{x_i, x_j\} \cup \{T_{x_i \sim_m x_j}^F(z_m)\}) \Lambda(dz_a) \Lambda(dz_b)$$

2. dans le cas d'une **division** :

$$Q_D(\mathbf{x}, B) = \frac{1}{n(\mathbf{x})} \sum_{x_i \in \mathbf{x}} \frac{1}{M_{Z_{xy}} M_{Z_{ab1}} M_{Z_{ab2}} M_{Z_\theta}} \int_{\mathbf{Z}} \mathbf{1}_B(\mathbf{y} = \mathbf{x} \setminus x_i \cup T_{x_i}^D(z_{xy}, z_{a1}, z_{a2}, z_{b1}, z_{b2}, z_\theta)) \Lambda(dz_{xy}) \Lambda(dz_{ab}) \Lambda(dz_{a1}) \Lambda(dz_{b1}) \Lambda(dz_\theta)$$

où $\mathbf{Z} = Z_{xy} \times Z_{ab1} \times Z_{ab2} \times Z_\theta$.

La mesure suivante domine $\pi(\cdot) Q_{FD}(\cdot, \cdot)$ (cf Annexe B.3 pour les détails mathématiques), elle s'écrit :

$$\xi_{FD}(A, B) = \sum_n \xi_{FD}(A_{n+1}, B_n) + \xi_{FD}(A_n, B_{n+1})$$

où

$$\xi_{FD}(A_{n+1}, B_n) = \int_{\mathcal{N}^f} \mathbf{1}_{A_{n+1}}(\mathbf{x}) \int_{Z_{ab}} \sum_{x_i \sim_f x_j} \frac{1}{\lambda(x_i) \lambda(x_j)} \mathbf{1}_{B_n}(\mathbf{x} \setminus \{x_i, x_j\} \cup T_{x_i \sim_f x_j}^M(z_m)) \Lambda(dz_a) \Lambda(dz_b) \pi_v(d\mathbf{x})$$

et

$$\xi_{FD}(A_n, B_{n+1}) = \int_{\mathcal{N}^f} \mathbf{1}_{A_n}(\mathbf{x}) \int_{\mathbf{z}} \sum_{x_i \in \mathbf{x}} \frac{1}{\lambda(x_i)} \mathbf{1}_{B_{n+1}}(\mathbf{x} \setminus x_i \cup T_{x_i}^D(z_{xy}, z_{a1}, z_{a2}, z_{b1}, z_{b2}, z_{\theta})) \\ 32\Lambda(dz_{xy})\Lambda(dz_{ab})\Lambda(dz_{a1})\Lambda(dz_{b1})\Lambda(dz_{\theta})\pi_{\nu}(d\mathbf{x})$$

Cette mesure est symétrique et domine $\pi(\cdot)Q_{FD}(\cdot, \cdot)$. On en déduit les calculs des dérivées de Radon Nikodym ainsi que les taux d'acceptation du mouvement. Avec nos choix de probabilités de proposition de la fusion et de la division $p_F(\mathbf{x})$ et $p_D(\mathbf{x})$, on calcule les taux d'acceptation suivants (cf Annexe B.3) :

1. dans le cas de la **fusion**, $\mathbf{y} = \mathbf{x} \setminus \{x_i, x_j\} \cup y$ et le rapport de Green vaut :

$$R(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{n_{\sim_f}(\mathbf{x}) + n(\mathbf{x})}{n_{\sim_f}(\mathbf{y}) + n(\mathbf{y})} \frac{f(\mathbf{y})}{f(\mathbf{x})} \frac{M_{Z_{ab}}}{M_{Z_{ab1}} M_{Z_{ab2}} M_{Z_{\theta}} M_{Z_{xy}}} \frac{\lambda(y)}{32\lambda(x_i)\lambda(x_j)} \quad (3.13)$$

2. dans le cas de la **division**, $\mathbf{y} = \mathbf{x} \setminus x_i \cup \{y_1, y_2\}$ et le rapport de Green vaut :

$$R(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{n_{\sim_f}(\mathbf{x}) + n(\mathbf{x})}{n_{\sim_f}(\mathbf{y}) + n(\mathbf{y})} \frac{f(\mathbf{y})}{f(\mathbf{x})} \frac{M_{Z_{ab1}} M_{Z_{ab2}} M_{Z_{\theta}} M_{Z_{xy}}}{M_{Z_{ab}}} \frac{32\lambda(y_1)\lambda(y_2)}{\lambda(x_i)} \quad (3.14)$$

3.4.4 Naissance et Mort dans un voisinage

Dans les zones denses où le modèle d'ellipses s'applique, nous nous attendons à retrouver une certaine proximité entre les objets. Il est intéressant de favoriser cette propriété dans la dynamique de l'algorithme, en proposant des naissances dans le voisinage d'objets existants. Notons que la non uniformité des naissances existe déjà dans notre algorithme puisque la mesure d'intensité du processus de référence est non homogène : on propose ainsi plus de naissances dans les zones à forte intensité $\lambda(\cdot)$. Cependant, ces naissances sont proposées quelle que soit la configuration $\mathbf{x}$. L'avantage du noyau de naissance et mort dans un voisinage est justement qu'il se sert de la configuration $\mathbf{x}$ à un instant donné pour proposer d'ajouter ou de retirer des objets.

Dans cette partie, nous présentons un noyau de naissance et mort multiples dans un voisinage $Q_{NMV}(\mathbf{x}, \cdot)$ [Perrin *et al.*, 2005c], la naissance et mort dans un voisinage d'un objet pouvant s'inspirer de [Ortner *et al.*, 2003]. Nous avons utilisé ce noyau dans le cadre des plantations de peupliers, pour lesquelles la connaissance de la localisation de certains objets permet d'en deviner d'autres : en effet, les arbres sont alignés et forment une maille. Nous permettons dans ce noyau de faire naître jusqu'à 4 objets en un seul mouvement, et pour la réciprocité d'en tuer 4 en un seul mouvement également (cf FIG. 3.16).

Le noyau $Q_{NMV}(\mathbf{x}, \cdot)$ comprend des étapes communes à la naissance et à la mort dans un voisinage :

1. Sélection d'un objet x_i parmi les $n(\mathbf{x})$ suivant une loi discrète $j^{\mathbf{x}}(x_i)$. En pratique, cette sélection s'opère de façon équiprobable : $j^{\mathbf{x}}(x_i) = \frac{1}{n(\mathbf{x})}$. On note $x_i = (p_i, m_i) = x$.

2. On regarde si cet objet a des voisins au sens de $\sim_a$ dans les voisinages $(\mathcal{B}_k^{x \in x})_{k=[1, \dots, 4]}$ qui ont une mesure de Lebesgue strictement positive (certaines boules pouvant tomber en dehors de l'espace des positions).
3. On calcule alors le nombre de voisinages dits libres $n_l(x, \mathbf{x})$, ie le nombre de voisinages qui ne comportent aucun objet de $\mathbf{x}$, et le nombre de voisinages dits uniques $n_u(x, \mathbf{x})$, ie le nombre de voisinages qui comportent exactement un objet de $\mathbf{x}$. On note alors $\mathcal{B}_l^{x \in x}$ l'union des voisinages libres, et $\mathcal{B}_u^{x \in x}$ l'union des voisinages uniques.
4. A partir de ce point, si $n_l(x, \mathbf{x}) + n_u(x, \mathbf{x}) = 0$, on propose de rester à la configuration actuelle : $\mathbf{y} = \mathbf{x}$. Sinon, on calcule ces 8 probabilités qui correspondent à chacun des mouvements envisageables (naissance ou mort de 1 à 4 objets) :

$$p_{NV_i}(x, \mathbf{x}) = \begin{cases} \frac{1}{n_l(x, \mathbf{x}) + n_u(x, \mathbf{x})} & \text{si } i \leq n_l(x, \mathbf{x}) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}, \forall i \in \{1, 2, 3, 4\}$$

$$p_{MV_i}(x, \mathbf{x}) = \begin{cases} \frac{1}{n_l(x, \mathbf{x}) + n_u(x, \mathbf{x})} & \text{si } i \leq n_u(x, \mathbf{x}) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}, \forall i \in \{1, 2, 3, 4\}$$

Comme $n_{lu}(x, \mathbf{x}) = n_l(x, \mathbf{x}) + n_u(x, \mathbf{x}) \leq 4$, au plus 4 transformations différentes peuvent être proposées.

Une fois ces probabilités calculées, on propose des naissances dans les voisinages libres ou des morts dans les voisinages uniques. Le noyau de proposition s'écrit, pour toute configuration $\mathbf{x}$ et tout borélien $B \in \mathcal{N}^f$:

$$Q_{NMV}(\mathbf{x}, B) = \frac{1}{n(\mathbf{x})} \sum_{x \in \mathbf{x}} \left(\sum_{i=1}^4 p_{NV_i}(x, \mathbf{x}) Q_{NV_i}(x, \mathbf{x}, B) + \sum_{i=1}^4 p_{MV_i}(x, \mathbf{x}) Q_{MV_i}(x, \mathbf{x}, B) \right) \quad (3.15)$$

où $Q_{NV_i}(x, \mathbf{x}, \cdot)$ propose la naissance d'un nombre i d'objets dans $\mathcal{B}_l^{x \in x}$ (un par voisinage libre) et $Q_{MV_i}(x, \mathbf{x}, \cdot)$ la mort de i objets dans $\mathcal{B}_u^{x \in x}$ (cf FIG. 3.16).

Les étapes des **naissances dans un voisinage** pour le noyau $Q_{NV_i}(x, \mathbf{x}, \cdot)$ sont alors les suivantes :

1. On sélectionne i sites parmi les $n_l(x, \mathbf{x})$ voisinages libres de façon équiprobable (il y a $C_{n_l(x, \mathbf{x})}^i$ combinaisons possibles, que l'on note $\mathcal{C}(i, n_l(x, \mathbf{x}))$). Ces sites choisis sont regroupés dans $\mathcal{J} = (k_1, \dots, k_i) \in \mathcal{C}(i, n_l(x, \mathbf{x}))$.
2. On ajoute, dans chacun des sites $(\mathcal{B}_k^{x \in x})_{k \in \mathcal{J}}$, un objet $y_k = (p_k, m_k)$ avec $(p_k, m_k) \in \mathcal{B}_k^{x \in x} \times \mathcal{M}$. Pour générer un objet, nous n'utilisons pas ici la mesure de référence $\nu(\cdot)$, pouvant être non homogène, mais une mesure de Lebesgue simple, afin d'éviter le calcul du volume des sites $\nu(\mathcal{B}_k^{x \in x})$ qui se révèle coûteux en temps de calcul. La mesure d'intensité de ces sites étant notée $M_k = \Lambda(\mathcal{B}_k^{x \in x} \times \mathcal{M})$, l'objet que l'on ajoute est généré suivant la loi $\frac{\Lambda(\cdot)}{M_k}$. Le noyau de proposition associé à ces naissances est :

$$Q_{NV_i}(x, \mathbf{x}, B) = \frac{1}{C_{n_l(x, \mathbf{x})}^i} \sum_{\mathcal{J} \in \mathcal{C}(i, n_l(x, \mathbf{x}))} \frac{1}{M_{k_1} \dots M_{k_i}} \int_{z_1 \in \mathcal{B}_{k_1} \times \mathcal{M}} \dots \int_{z_i \in \mathcal{B}_{k_i} \times \mathcal{M}} \mathbf{1}_B(\mathbf{y}) \Lambda(dz_1) \dots \Lambda(dz_i)$$

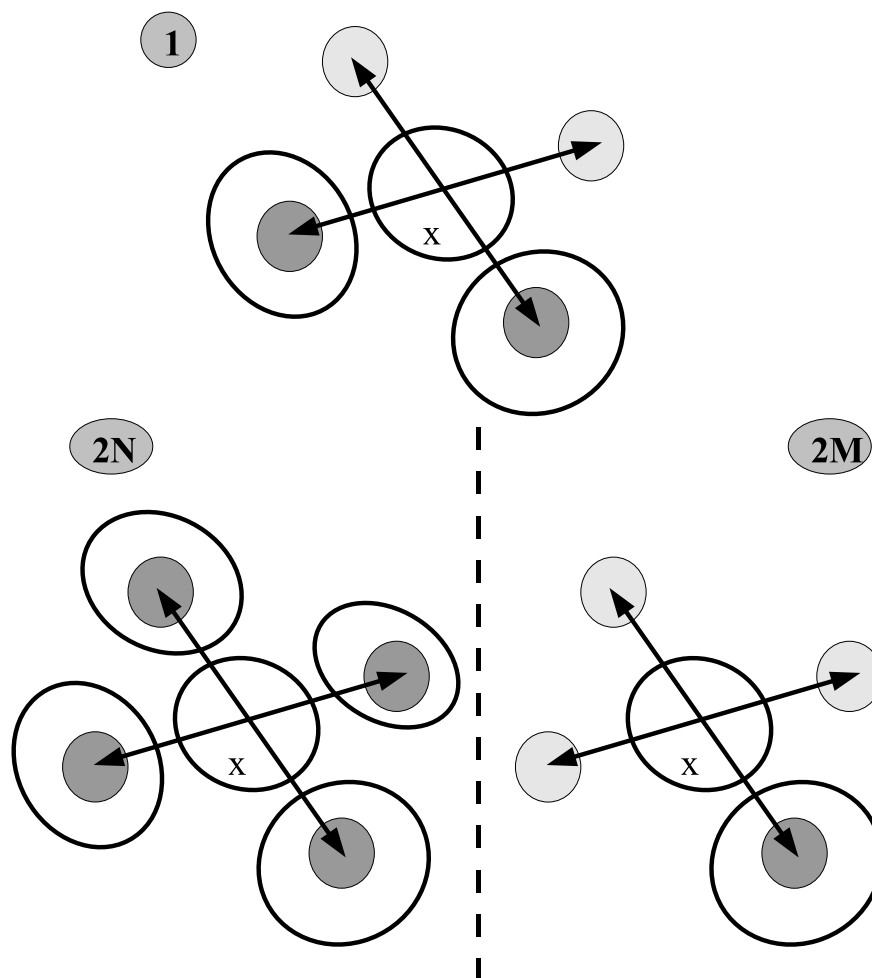


FIG. 3.16 – Mouvement de naissance et mort dans un voisinage. Haut : configuration initiale composée de 3 objets, avec au centre un objet x tel que : $n_l(x, \mathbf{x}) = 2$ et $n_u(x, \mathbf{x}) = 2$. Bas gauche : naissances dans les 2 voisinages libres de x . Bas droite : mort dans un des voisinages uniques de x .

avec $\mathbf{y} = \mathbf{x} \cup \{y_{k_1}, \dots, y_{k_i}\}$.

3. On calcule le rapport de Green associé et l'on accepte ou l'on refuse le mouvement.

Pour les **morts dans un voisinage**, il convient de réaliser les étapes suivantes :

1. On sélectionne i sites parmi les $n_u(x, \mathbf{x})$ voisinages libres de façon équiprobable (il y a $C_{n_u(x, \mathbf{x})}^i$ combinaisons possibles, que l'on note $\mathcal{C}(i, n_u(x, \mathbf{x}))$). Ces sites choisis sont regroupés dans $\mathcal{J} = (k_1, \dots, k_i) \in \mathcal{C}(i, n_u(x, \mathbf{x}))$.
2. On propose de supprimer les objets dont la position est dans les sites de voisinages uniques sélectionnés $\mathcal{B}_k^{x \in \mathbf{x}} \times \mathcal{M}$. Le noyau de proposition associé est :

$$Q_{MV_i}(x, \mathbf{x}, B) = \frac{1}{C_{n_u(x, \mathbf{x})}^i} \sum_{\mathcal{J} \in \mathcal{C}(i, n_u(x, \mathbf{x}))} \mathbf{1}_B(\mathbf{y} = \mathbf{x} \setminus \{y_{k_1}, \dots, y_{k_i}\})$$

3. On calcule le rapport de Green associé et l'on accepte ou l'on refuse le mouvement.

La mesure symétrique (cf Annexe B.4) qui domine $\pi(\cdot)Q_{NMV}(\cdot, \cdot)$ est notée $\xi_{NMV}(\cdot, \cdot)$ [Perrin et al., 2005c] et s'écrit :

$$\xi_{NMV}(A, B) = \sum_{i=\{1, \dots, 4\}} \xi_{NMV}^{+,i}(A, B) + \xi_{NMV}^{-,i}(A, B)$$

avec

$$\xi_{NMV}^{+,i}(A, B) = \int_{\mathcal{N}^f} \int_{\{u_1, \dots, u_i\} \in \chi_2^i} \mathbf{1}_A(\mathbf{x}) \mathbf{1}_B(\mathbf{x} \cup u_1 \dots \cup u_i) \frac{\Lambda(du_1) \dots \Lambda(du_i)}{i!} \pi_v(d\mathbf{x})$$

et

$$\xi_{NMV}^{-,i}(A, B) = \int_{\mathcal{N}^f} \mathbf{1}_A(\mathbf{x}) \sum_{\{x_{k_1}, \dots, x_{k_i}\} \in \mathbf{x}} \frac{1}{\lambda(x_{k_1}) \dots \lambda(x_{k_i})} \mathbf{1}_B(\mathbf{x} \setminus \{x_{k_1}, \dots, x_{k_i}\}) \pi_v(d\mathbf{x})$$

Elle nous permet de calculer les dérivées de Radon Nikodym associées aux mouvements de naissance et de mort dans un voisinage, ainsi que les taux d'acceptation de ces mouvements (cf Annexe B.4). Dans ces calculs, nous tenons compte du fait qu'une configuration d'objets $\mathbf{y}$ peut être obtenue à partir d'une configuration $\mathbf{x}$ par le noyau de naissance et mort dans un voisinage de plusieurs façons différentes. Nous notons $\mathcal{G}(\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{y})$ l'ensemble contenant tous les objets $x \in \mathbf{x}$ qui, une fois sélectionnés, permettent d'obtenir la configuration $\mathbf{y}$ après naissances ou morts dans leur voisinage :

1. dans le cas de la **naissance dans un voisinage** le rapport de Green vaut :

$$R(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{n(\mathbf{x})}{(n(\mathbf{x}) + i)} \frac{f(\mathbf{y})}{f(\mathbf{x})} \frac{\lambda(u_1) \dots \lambda(u_i) \sum_{x \in \mathcal{G}(\mathbf{y} \rightarrow \mathbf{x})} \frac{1}{n_{fu}(x, \mathbf{y})} \frac{1}{C_{n_u(x, \mathbf{y})}^i}}{\sum_{x \in \mathcal{G}(\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{y})} \frac{1}{n_{fu}(x, \mathbf{x})} \frac{1}{C_{n_f(x, \mathbf{x})}^i} \frac{1}{M_{k_1} \dots M_{k_i}}} \quad (3.16)$$

puisque $n(\mathbf{y}) = n(\mathbf{x}) + i$.

2. dans le cas de la **mort dans un voisinage**, le rapport de Green vaut :

$$R(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{n(\mathbf{x})}{(n(\mathbf{x}) - i)} \frac{f(\mathbf{y})}{f(\mathbf{x})} \frac{\sum_{x \in \mathcal{G}(\mathbf{y} \rightarrow \mathbf{x})} \frac{1}{n_{fu}(x, \mathbf{y})} \frac{1}{C_{n_f(x, \mathbf{y})}^i} \frac{1}{M_{k_1} \dots M_{k_i}}}{\lambda(u_1) \dots \lambda(u_i) \sum_{x \in \mathcal{G}(\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{y})} \frac{1}{n_{fu}(x, \mathbf{x})} \frac{1}{C_{n_u(x, \mathbf{x})}^i}} \quad (3.17)$$

3.4.5 Convergence de l'algorithme

Nous rappelons ici les principales propriétés qui assurent la convergence de l'échantillonneur MCMC. Des démonstrations détaillées peuvent être trouvées dans [Geyer et Møller, 1998], [Perrin *et al.*, 2003], [Lacoste, 2004] et [Ortner, 2004].

La principale condition est celle de stabilité (cf équation 2.6), et est assurée par le choix de la densité $f(\cdot)$ de notre processus. La variation d'énergie globale provoquée par l'ajout d'un objet est en effet bornée, d'après la stabilité de l'énergie interne (3.4) et de l'énergie externe (3.9).

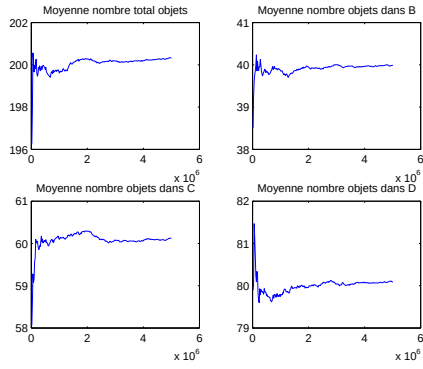
Les propriétés qui assurent la stabilité de l'échantillonneur (cf Annexe A.1) sont décrites ci-dessous et, pour chacune, les conditions qui assurent leur validité ainsi que quelques éléments de démonstration :

1. **apériodicité** : en plus de toutes les perturbations du noyau de proposition présentées ci-dessus, et choisies avec une probabilité $p_m(\mathbf{x})$, la probabilité de ne rien proposer $1 - \sum_m p_m(\mathbf{x})$ est strictement positive, ce qui assure l'apériodicité de la chaîne.
2. **irréductibilité et ensembles petits** : l'algorithme MHG simule une chaîne de Markov irréductible et tout ensemble borné de $\mathcal{N}^f$ est petit grâce à la condition de stabilité (2.6). L'irréductibilité se démontre en passant par une mesure de probabilité $\mu_0(\cdot)$ qui donne tout son poids au point $\{\emptyset\}$, et en montrant que la chaîne de Markov atteint ce point avec une probabilité strictement positive (via des mouvements de mort par exemple).
3. **récurrence au sens de Harris et ergodicité géométrique** : une nouvelle fois, la condition de stabilité est suffisante, mais le fait que le nombre d'objets dans la configuration soit borné (à cause du terme de "hard core") permet d'obtenir plus facilement la condition de "drift".

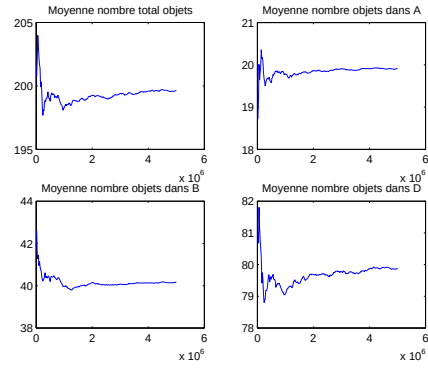
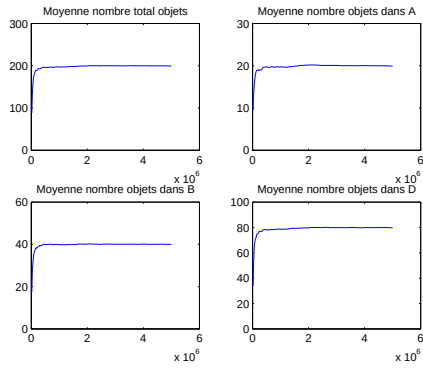
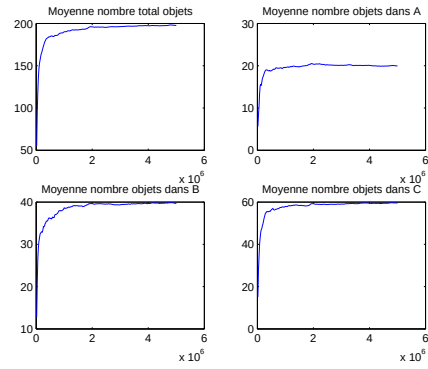
Pour s'assurer que l'implantation informatique a été correctement réalisée, nous pouvons vérifier, par exemple, pour chaque noyau que les taux calculés sont exacts en les testant sur un processus de Poisson d'intensité non homogène, et en analysant l'évolution de certaines statistiques comme le nombre de points moyens dans des boréliens. Nous considérons ici des configurations d'ellipses, dans un espace de position qui est une image de taille 200×200 , et où l'intensité de la mesure de référence $\lambda(\cdot)$ s'écrit dans chaque pixel (i,j) de l'image :

$$\begin{aligned} A : \lambda(i, j) &= \beta \text{ si } i \text{ et } j \text{ sont impairs} \\ B : \lambda(i, j) &= 2\beta \text{ si } i \text{ est pair et } j \text{ impair} \\ C : \lambda(i, j) &= 3\beta \text{ si } i \text{ est impair et } j \text{ pair} \\ D : \lambda(i, j) &= 4\beta \text{ si } i \text{ et } j \text{ sont pairs} \end{aligned}$$

où β est tel que $\nu(\chi) = 200$. L'espérance du nombre d'objets dans $[A]$ est donc de 20, elle est de 40 dans $[B]$, de 60 dans $[C]$ et de 80 dans $[D]$. En effet, la variable aléatoire $N_A(X)$ qui compte le nombre de points du processus tombant dans un borélien $A \in \chi$ suit une loi de



(a) noyau de naissance mort seul

(b) noyau de naissance mort ($p_{NM} = 0.5$) et mouvements simples ($p_{TS} = 0.5$)(c) noyau de naissance mort ($p_{NM} = 0.01$) et fusion / division ($p_{FD} = 0.99$)(d) noyau de naissance mort ($p_{NM} = 0.01$) et naissance mort dans un voisinage ($p_{NMV} = 0.99$)FIG. 3.17 – Convergences de $\mathbb{E}[N(X)]$, $\mathbb{E}[N_A(X)]$, $\mathbb{E}[N_A(X)]$, $\mathbb{E}[N_A(X)]$ et $\mathbb{E}[N_A(X)]$.

Poisson discrète de moyenne $\mathbb{E}[N_A(X)] = \int_A \lambda(u) d\Lambda(u)$. Nous présentons dans la Fig. 3.17 l'évolution du nombre d'objets moyen au cours des itérations pour chacun de ces espaces, en testant à chaque fois des noyaux différents. Nous pouvons remarquer que la convergence de cette statistique est plus ou moins rapide selon les noyaux choisis.

3.5 Résultats

Dans cette partie, nous présentons des résultats du modèle 2D après l'avoir testé sur des images CIR de forêts françaises fournies par l'IFN. La machine sur laquelle l'algorithme a été implanté est de noyau Linux RedHat 3GHz. Pour chacun des résultats, nous donnons le nombre d'itérations de l'algorithme MHG nécessaire pour l'obtenir, ainsi que le temps de calcul, bien que celui-ci ne soit pas très fiable car le programme contient de nombreuses requêtes dont on pourrait se passer (calculs statistiques, écriture sur des fichiers et sur le shell, affichage en direct de l'évolution de l'extraction ...).

Nous associons à chacune des images utilisées un nom, afin de les évoquer plus facilement dans la rédaction de cette partie. Précisons qu'il est particulièrement difficile de présenter et de mettre en valeur les résultats obtenus, puisque les informations recueillies sur les images sont diverses (positions, tailles des arbres), et les objets d'intérêt petits et très nombreux (plusieurs centaines sur chacune des images). Aussi, afin de rendre la lecture des résultats plus aisée, nous présenterons le résultat obtenu parfois avec des ellipses pour représenter les objets, parfois seulement avec des croix pour marquer la position des centres des objets détectés, et certains zooms sur des parties de l'image seront proposés si nécessaire. Enfin, n'ayant pas de vérité terrain (une extraction manuelle a été réalisée sur un certain nombre d'images, cf chapitre 5 dans la partie comparaison avec d'autres approches), il nous est impossible d'estimer le pourcentage de bonne détection, et notamment d'évaluer la pertinence de la taille des couronnes trouvées. Les commentaires se feront donc à partir d'observations subjectives.

3.5.1 Paramètres du modèle

Les principaux paramètres du modèle sont :

- Tab. (3.1) : les paramètres de l'espace de travail. La taille minimale et la taille maximale des arbres recherchés dans l'image est une information importante. Nous verrons par la suite que le modèle bayésien Bay1 requiert une bonne estimation de la taille maximale a_M , et que d'une façon générale les modèles non bayésiens sont plus robustes par rapport au choix de la taille de l'espace des marques. Nous recherchons en général dans l'image des arbres avec une couronne d'un diamètre allant de 6 pixels (environ 3 mètres) à 14 pixels (7 mètres).
- Tab. (3.2) : les paramètres de l'énergie a priori $U_p(\mathbf{x})$. Il s'agit principalement de paramètres de pénalisation : $\gamma_{ab} > 0$ et $\gamma_r > 0$. Les autres paramètres sont fixés à 0 dans le cas général : $\gamma_{rho} = 0$ et $\gamma_a = 0$. Si nous avons une information sur ce que nous recherchons (plantation, ou agrégat avec une distance caractéristique), nous leur donnons

$a_m = 3$
$a_M = 7$

TAB. 3.1 – Paramètres de l'espace des marques $\mathcal{M}$.

une valeur négative. Enfin, pour connaître l'ordre de grandeur de ces paramètres, nous avons initialement simulé l'a priori seul (cf FIG. 3.7 et FIG. 3.8).

$\gamma_{ab} = 1$
$\gamma_r = 100$
$\gamma_a = -5$
$\gamma_\rho = -5$

TAB. 3.2 – Paramètres de l'énergie a priori $U_p(\mathbf{x})$.

- Tab. (3.3) : les paramètres de l'attache aux données $U_d(\mathbf{x})$ du modèle non bayésien. Leur estimation n'a pas été envisagée, nous avons en revanche essayé de les calibrer et de trouver un jeu de paramètres qui fonctionne sur une large palette d'images. Le paramètre d_0 est le paramètre critique de l'approche non bayésienne, puisqu'il représente la limite à partir de laquelle un objet sera considéré comme "bon" ou "mauvais" par rapport à la donnée. Quant au paramètre ρ , nous verrons qu'il joue un rôle clé dans les zones denses.

$\gamma_d = 50$
$d_0 = 20$
$\rho = 2$

TAB. 3.3 – Paramètres de l'énergie d'attache aux données $U_d(\mathbf{x})$.

- Tab. (3.4) : les paramètres du noyau de proposition $Q(.,.)$. Chacun des noyaux $Q_m(.,.)$ est proposé avec une probabilité p_m indépendante de l'état $X = \mathbf{x}$. En revanche, ces probabilités peuvent évoluer au cours du recuit en fonction du nombre de propositions acceptés pour chacun des mouvements [Perrin *et al.*, 2005c]. Pour respecter l'apériodicité, nous restons dans l'état actuel avec une probabilité $p_\emptyset = 0.0001$. Si nous ne travaillons pas sur des plantations, alors $p_{NMV} = 0$ et $p_{NM} = 0.2$. Les transformations simples, une fois le noyau choisi, sont sélectionnées de façon équiprobable entre une translation, une dilatation ou une rotation.
- Tab. (3.5) : les paramètres du recuit simulé adaptatif (cf chapitre 2). Ces paramètres peuvent être modifiés afin de permettre une décroissance plus ou moins rapide de la température. Le résultat obtenu sera affecté, une énergie finale plus basse étant observée avec un recuit plus lent. Des schémas représentant la décroissance de la température sont disponibles dans le chapitre 5. En pratique, nous arrêtons la décroissance après un

Naissance et mort Q_{NM} $p_{NM} = 0.1$
Transformations simples Q_{TS} $p_{TS} = 0.6$
Fusion / Division Q_{FD} $p_{FD} = 0.2$
Naissance et mort dans un voisinage Q_{NMV} $p_{NMV} = 0.1$

TAB. 3.4 – Paramètres du noyau de proposition $Q(.,.)$.

nombre fixe d'itérations défini au début de l'algorithme. Bien sûr, il est impossible de prédire la valeur de la température à ce moment puisqu'elle dépend du paysage énergétique rencontré par la chaîne de Markov. Aussi, nous observons les dernières évolutions de l'énergie et de quelques statistiques comme le nombre d'objets pour décider si oui ou non il est utile de continuer la décroissance. Ces critères d'arrêt ont été plus longuement abordés dans [Lacoste, 2004].

$T_0 = 1000$
$k = 1000$
$k' = 100$
$0.98 < a < 0.998$

TAB. 3.5 – Paramètres du recuit simulé adaptatif.

3.5.2 Potentiel et limites du modèle bayésien pour l'étude des plantations

Le modèle bayésien fut initialement créé pour extraire des arbres dans des plantations de peupliers. Nous présentons dans les Fig. 3.18 et Fig. 3.19 deux premiers résultats, un masque ayant été appliqué dans la seconde image pour ne garder comme espace de positions $\mathcal{P}$ que la plantation (ce masque pouvant s'obtenir en utilisant un filtrage de Gabor). Nous appelons ces deux images respectivement *ImSaone1* (200×140 pixels soit 0.7 hectares) et *ImSaone2* (400×200 pixels soit 2 hectares). Les trois modèles bayésiens Bay1, Bay2 et Bay3 donnent des résultats assez similaires pour ces images en terme de nombre d'objets (environ 300 objets pour *ImSaone1*, et 900 objets pour *ImSaone2*), mais différent quant à leur évaluation de la taille des arbres (cf Tab. (3.6)).

Nous proposons alors de comparer plus en détail les modèles Bay1, Bay2 et Bay3 en étudiant leur robustesse par rapport à la taille des objets recherchés dans la scène. Sur l'image *ImSaone1*, nous testons les modèles Bay1, Bay2 et Bay3 avec différentes tailles de l'es-

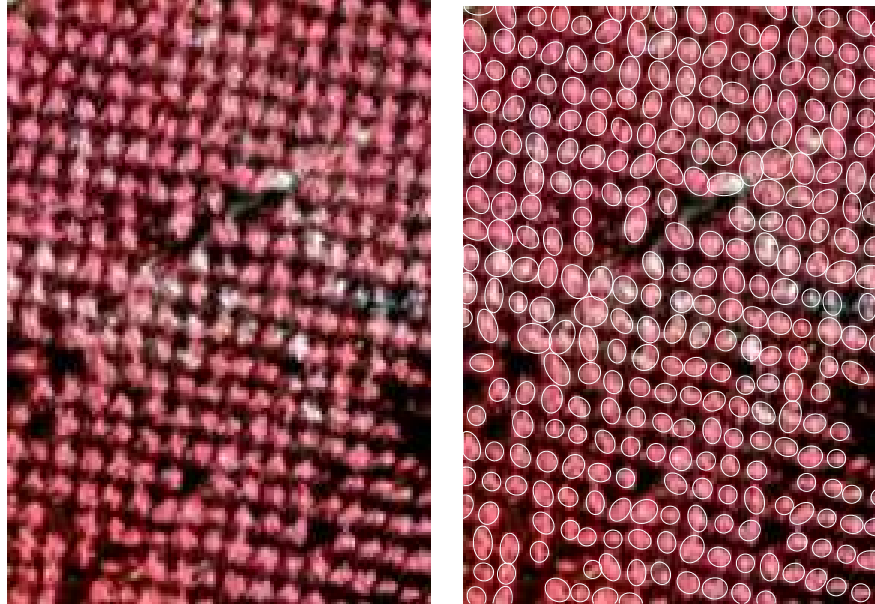


FIG. 3.18 – Gauche : extrait d’une plantation de peupliers, Saône et Loire ©IFN. Droite : résultat de l’extraction avec le modèle Bay1, en 2 millions d’itérations (environ 3 minutes).

pace des marques. Nous relevons pour chaque expérience, d’une durée fixe de 2 millions d’itérations (la décroissance n’étant pas complètement achevée parfois), le nombre d’objets détectés à la fin, la superficie moyenne des couronnes, ainsi que le temps de traitement.

Modèle	$a_m = 3$ et $a_M = 6$	$a_m = 1.5$ et $a_M = 6$	$a_m = 3$ et $a_M = 10$
Bay1	309 / 16.6 m^2 / 3mn	318 / 15.9 m^2 / 3mn	176 / 33.1 m^2 / 5mn30
Bay2	308 / 19.1 m^2 / 5mn	305 / 18.6 m^2 / 5mn	289 / 21.8 m^2 / 8mn30
Bay3	306 / 19.1 m^2 / 6mn	315 / 18.5 m^2 / 5mn	285 / 22.3 m^2 / 8mn30

TAB. 3.6 – Comparaison des 3 modèles bayésiens sur l’image de plantation, en fonction de la taille de l’espace des objets. Statistiques d’intérêt : nombre d’objets / surface de couronne moyenne (en prenant 1 pixel=50 cm) / temps de calcul. 2 millions d’itérations pour chacun des résultats obtenus.

Il ressort de cette série d’expériences un certain nombre d’enseignements :

- d’une façon générale, les modèles Bay2 et Bay3 sont plus gourmands en temps de calcul que le modèle Bay1. Ceci s’explique assez facilement puisque les calculs de mise à jour de la vraisemblance peuvent être faits une fois pour toutes au début de l’algorithme pour le modèle Bay1, alors qu’ils dépendent de la position du pixel par rapport au centre du

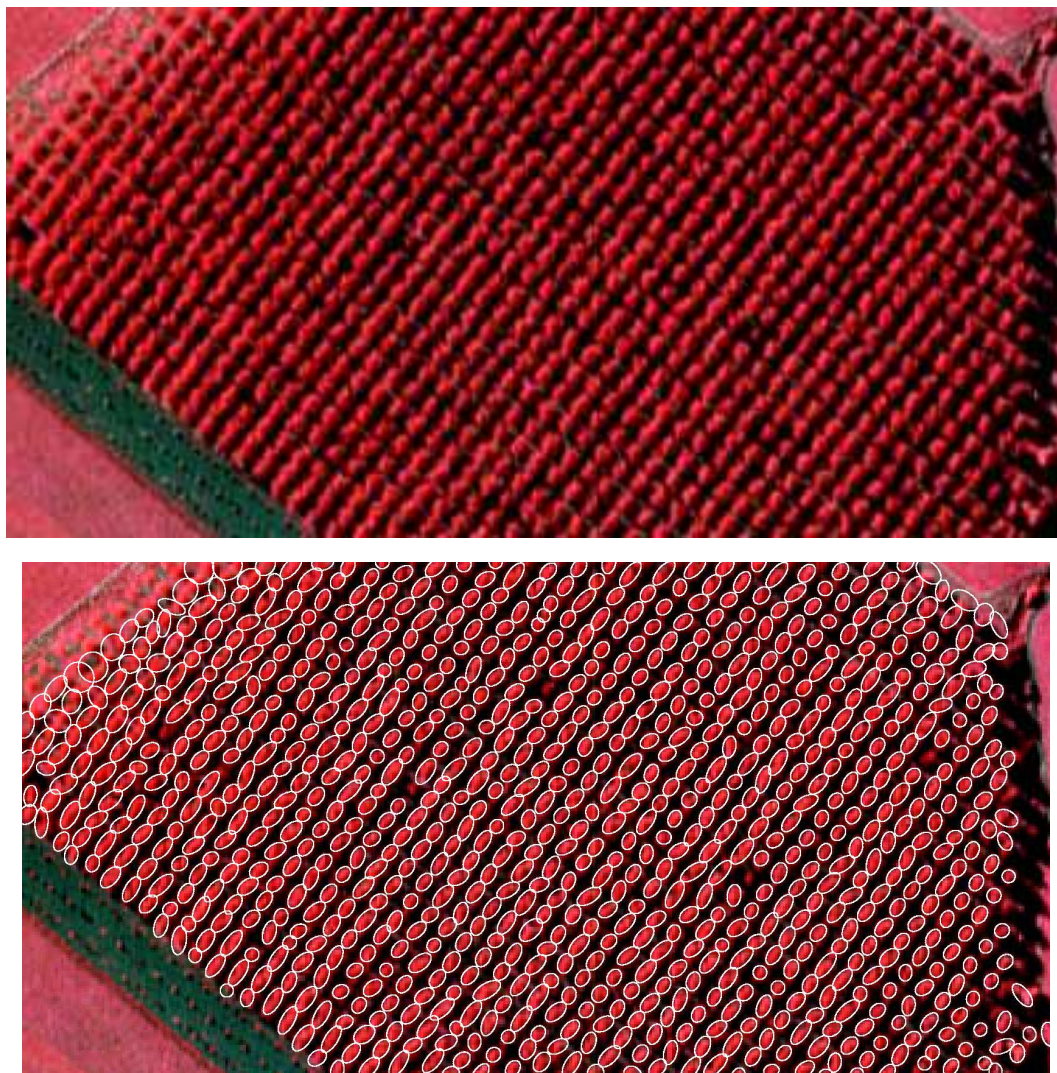


FIG. 3.19 – Haut : image de plantations de peupliers, Saône et Loire ©IFN. Bas : résultat de l'extraction avec le modèle Bay1, en 4 millions d'itérations (environ 10 minutes).

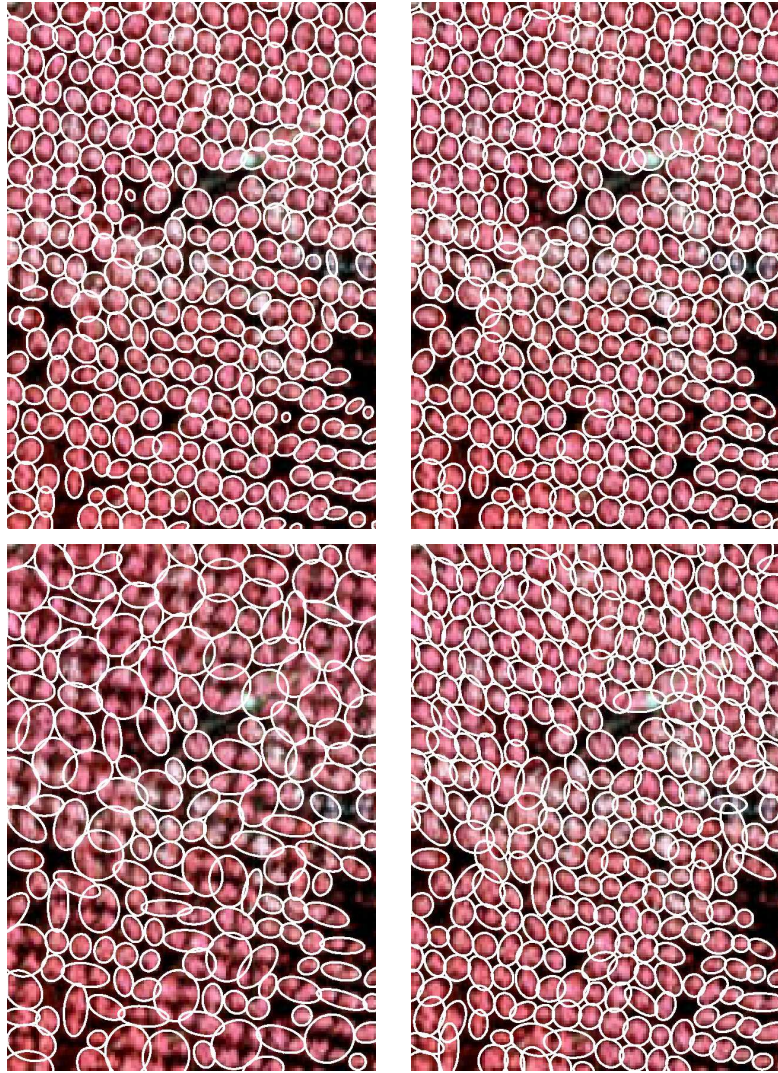


FIG. 3.20 – Haut gauche : modèle Bay1, $a_m = 1.5$ et $a_M = 6$. Haut droite : modèle Bay2, $a_m = 3$ et $a_M = 6$. Bas gauche : modèle Bay1, $a_m = 3$ et $a_M = 10$. Bas droite : modèle Bay2, $a_m = 3$ et $a_M = 10$.

ou des objets qui le contiennent dans le cas des deux autres modèles.

- plus les objets recherchés sont gros, plus le temps de calcul est important, ceci est une nouvelle fois principalement dû au terme de vraisemblance, qui dépend directement du nombre de pixels que contient l'objet.
- le modèle Bay1 est moins robuste que les modèles Bay2 et Bay3 quand les tailles minimum et maximum de l'espace des marques évoluent, et notamment lorsque la taille maximum a_M des arbres augmente (cf Fig. 3.20). Le résultat est composé de nombreux gros objets, que l'algorithme ne peut pas scinder en plusieurs petits, malgré le mouvement de fusion / division (qui se limite à la fusion de 2 objets et à la division en 2 objets), à moins d'une décroissance très lente de la température du recuit.
- les objets extraits ont une taille moyenne plus élevée et les superpositions entre objets sont plus fréquentes quand a_M augmente (cf Fig. 3.20). Nous avons alors essayé d'augmenter le paramètre répulsif, de $\gamma_r = 100$ à $\gamma_r = 1000$. Cela limite bien le grossissement des objets extraits par l'algorithme, mais diminue significativement le nombre d'arbres détectés (200 au lieu de 300).

La principale limite du modèle bayésien est qu'il repose sur une segmentation stricte de la zone de l'image contenant des arbres. Comme le montre la Fig. 3.21, le modèle est instable lorsque, par exemple, un champ n'est pas caché par le masque initial. Ceci est logique puisque le succès du modèle bayésien est dû, en grande partie, à la classification réalisée par le "K-Means" à deux classes, l'algorithme se contentant de mettre dans l'image binaire obtenue des ellipses dans les zones de la classe des arbres, de façon à ce qu'elles répondent également bien au terme a priori de l'énergie. Ainsi, il aura tendance à mettre des objets dans le champ, dont la réflectance dans le proche infrarouge est élevée, en les organisant suivant le terme a priori.

3.5.3 Apports du modèle non bayésien

Lorsque la segmentation initiale n'est pas parfaite, le modèle non bayésien est plus intéressant car il évite de nombreuses fausses alarmes, comme le montre les résultats obtenus sur l'image *ImEureLoir* (170×230 pixels soit 1 hectare), cf Fig. 3.21. En effet, l'énergie d'attache aux données est positive pour les objets situés dans le champ puisqu'il manque des zones d'ombres pour les rendre acceptables.

D'une façon générale, le modèle non bayésien est, de même que le modèle bayésien, tout à fait adapté pour l'extraction des arbres dans des plantations (cf Fig. 3.22 sur les images *ImSaone1*, *ImSaone2* agrandie à 510×540 pixels soit 7 hectares, et *ImSaone3*, de taille 349×487 pixels soit 4 hectares). Plus de 1000 arbres peuvent être extraits en quelques minutes (20 minutes pour la plus grande image), avec un nombre raisonnable de fausses alarmes et d'absences de détection (évalué à moins d'une trentaine pour 1000 arbres dans le pire des cas dans l'image *ImSaone2*), principalement dues à trois raisons mises en valeur sur les imagerie au bas de la Fig. 3.22 :

1. La première est liée au fait que nous travaillons seulement sur la bande proche infrarouge, des mauvais objets sont donc acceptés en tant qu'arbres (voir notamment au bas du résultat sur l'image *ImSaone2* dans la Fig. 3.22) alors qu'un simple post-

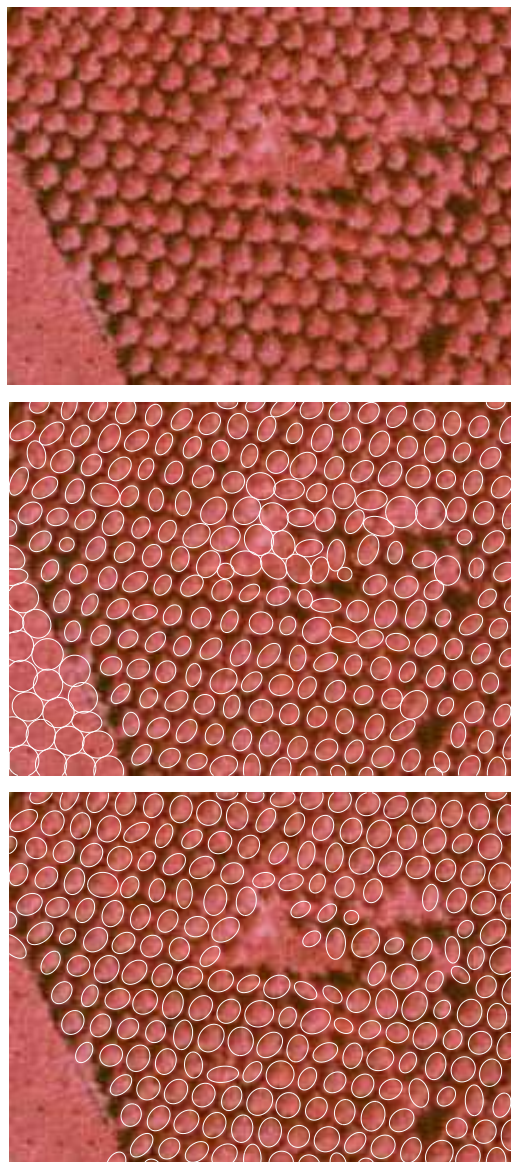


FIG. 3.21 – Haut : image de plantations de peupliers, Eure et Loire ©IFN. Milieu : résultat de l'extraction avec le modèle Bay1, en 2 millions d'itérations (environ 3 minutes). Bas : résultat de l'extraction avec le modèle NonBay1, en 2 millions d'itérations (environ 5 minutes).

traitement ou un terme correcteur dans le calcul de l'attache aux données prenant en compte les autres bandes suffirait à corriger ce phénomène.

2. La seconde source de fausses alarmes est que sur le bord des plantations, des objets sont détectés dans des zones entre deux ombres des arbres du bord. Une façon d'éviter ces détections serait de rechercher prioritairement de l'ombre dans la direction des rayons du soleil (ombre propre de l'arbre), et si elle existe, de calculer l'énergie d'attache en se servant de l'ombre tout autour des objets. Nous avons mis en pratique cette idée dans la plantation de la Fig. 3.23, nommée *ImSaone4* (200×200 pixels, soit 1 hectare), en pénalisant dans l'attache aux données les objets si une zone d'ombre n'est pas visible dans cette direction, dans le cas où ces objets n'ont pas de $\sim_a$ -voisins dans la boule $\mathcal{B}_k(x)$ avec v_k le vecteur possédant la direction la plus proche de celle des rayons du soleil (cf chapitre 5 pour voir comment l'obtenir), afin de ne pas pénaliser les objets à l'intérieur même de la plantation. On remarque que ce modèle corrige les fausses alarmes, puisque l'on passe de 410 à 382 objets détectés.
3. Enfin, la dernière source d'erreurs, sans doute plus difficile à traiter, est le fait que les arbres n'apparaissent pas tous elliptiques sur l'image, et sont d'autant plus déformés à cause du point de vue que nous nous éloignons du point Nadir (cf Fig. 1.11). Ainsi, la détection des arbres de la plantation dans la partie en haut à gauche de l'image *ImSaone2* est mauvaise.

3.5.4 Extraction sur des zones plus denses

Nous avons, ensuite, souhaité tester notre modèle 2D sur des zones plus denses, en choisissant des images tout d'abord de plantations avec des arbres moins espacés, puis des images de futaie. Nous proposons dans cette partie de comparer le comportement des modèles bayésien et non bayésien pour ces images.

Un premier résultat, présenté dans la Fig. 3.24 sur une imagerie de taille 200×200 (1 hectare), que nous nommons *ImEureLoir*, étudie l'extraction réalisée par le modèle Bay2 et le modèle NonBay1. Cette plantation présente la particularité d'avoir des arbres qui se collent dans une direction (de bas en haut), la zone d'ombre entourant les houppiers, nécessaire au bon fonctionnement du modèle NonBay1, n'étant alors pas complète. On s'aperçoit en effet que le modèle bayésien, avec les mêmes paramètres que précédemment, continue de bien fonctionner alors que le modèle non bayésien ne détecte qu'une faible partie des arbres (79 au lieu de 241). Ceci est principalement dû au fait que la distance de Bhattacharya entre les distributions de niveaux de gris entre les pixels de l'objet et de sa frontière est faible puisqu'une partie de la frontière déborde sur l'arbre voisin.

Nous avons essayé de proposer quelques solutions pour améliorer les résultats du modèle non bayésien (cf Fig. 3.26) :

1. La première idée serait, pour des plantations (et non dans le cas général de végétation dense, comme présenté par la suite), de diminuer le paramètre $\gamma_a < 0$ de l'a priori qui favorise les alignements entre objets. Cette idée n'est cependant pas robuste car,

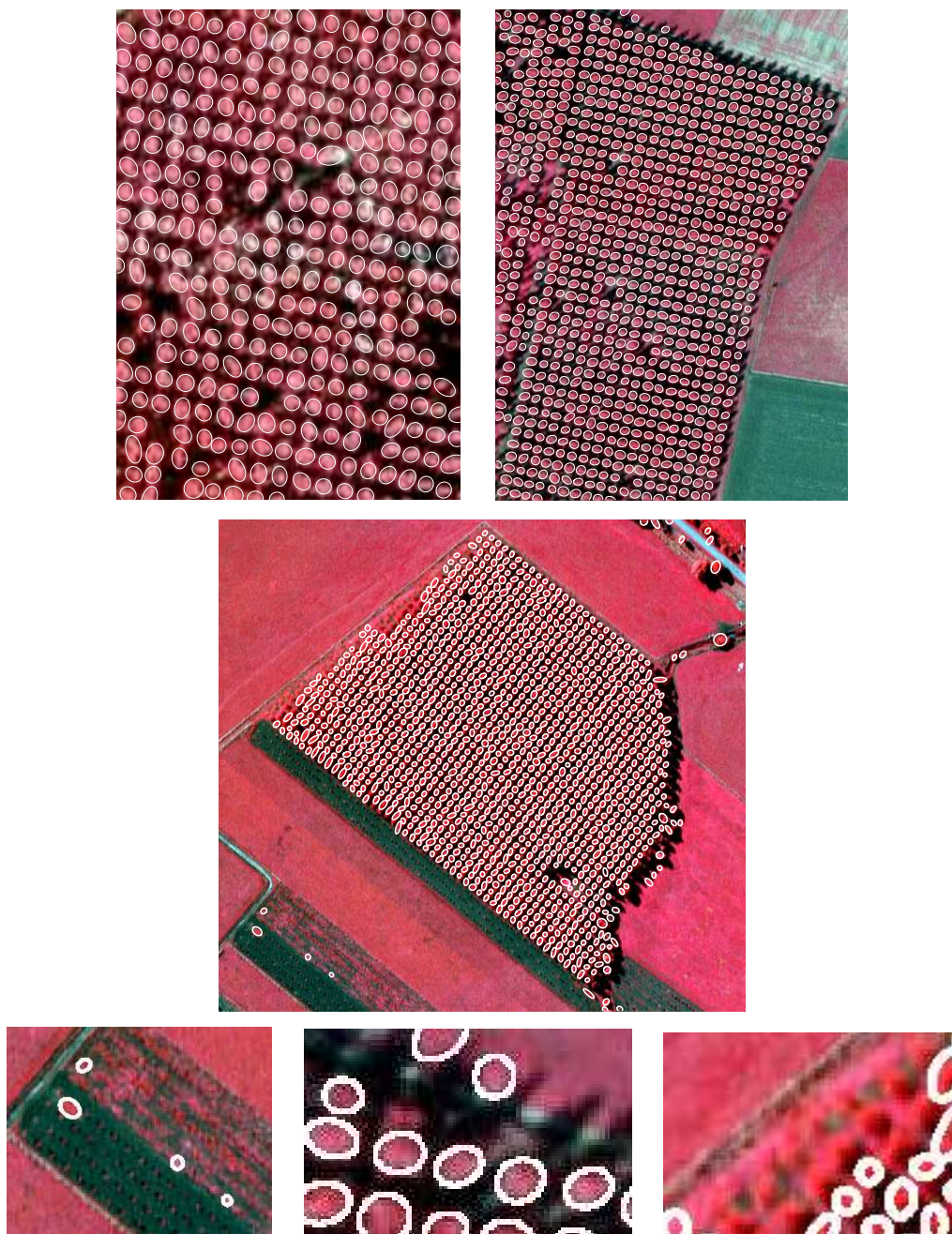


FIG. 3.22 – Haut gauche : résultat de l'extraction avec le modèle NonBay1, en 2 millions d'itérations (environ 6 minutes). Haut droite : résultat de l'extraction avec le modèle Non-Bay1, en 2 millions d'itérations (environ 10 minutes). Milieu : résultat de l'extraction avec le modèle NonBay1, en 10 millions d'itérations (environ 20 minutes). Bas : principales fausses alarmes et erreurs de détection.

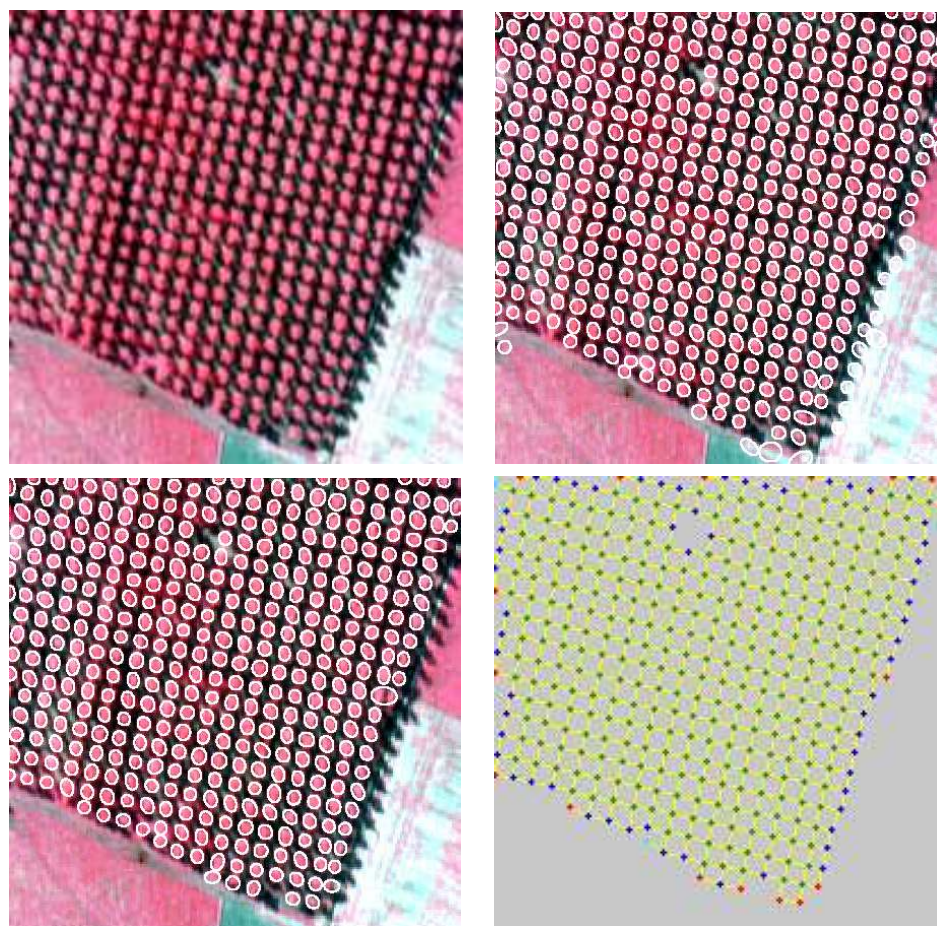


FIG. 3.23 – Haut gauche : image *ImSaone4* ©IFN. Haut droite : résultat de l'extraction avec le modèle non bayésien NonBay1, 410 objets extraits en 3 millions d'itérations (4 minutes). Bas gauche : résultat de l'extraction avec le modèle non bayésien NonBay1 avec la correction consistant à d'abord chercher une ombre dans la direction du soleil pour les objets n'ayant pas de voisin dans cette direction, 382 objets extraits en 3 millions d'itérations (5 minutes). Bas droite : cliques d'alignements des objets extraits.

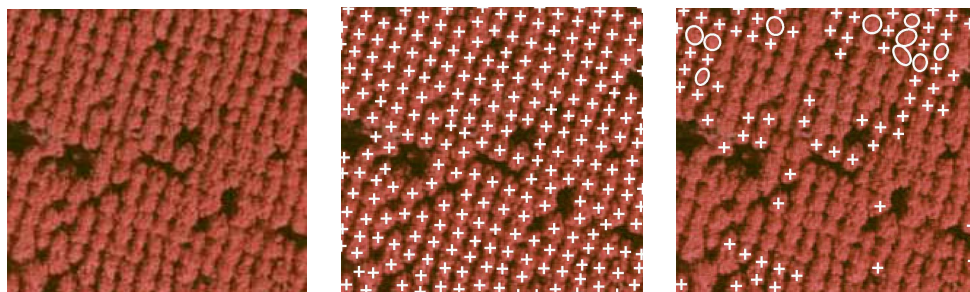


FIG. 3.24 – Gauche : image *ImEureLoir*, extraite d’une plantation plus dense ©IFN. Milieu : résultats avec le modèle Bay2, 241 objets extraits en 2 millions d’itérations (15 minutes). Droite : résultats avec le modèle NonBay1, 79 objets extraits en 3 millions d’itérations (11 minutes). Les objets avec une énergie d’attache aux données positive sont marqués par des ellipses, les autres avec des croix.

bien sûr, cela ne fonctionne que pour les plantations ; mais également car l’on risque de forcer des alignements entre des objets mauvais au sens de l’énergie d’attache aux données $U_d(\cdot)$, ie qui ne représentent pas des arbres.

2. La seconde idée serait de modifier les paramètres de l’attache aux données, ρ et d_0 . Cependant, réduire la taille de la frontière ρ est dangereux, et entraîne de nombreuses fausses alarmes. En effet, les calculs des statistiques de moyenne et de variance des niveaux de gris de la frontière se font alors sur un petit nombre d’échantillons (pixels) et ne sont plus aussi robustes. De même, réduire le seuil d_0 est délicat et engendre des fausses alarmes dans le cas général. Enfin, cette proposition n’irait pas dans le sens de notre volonté, qui est de conserver autant que possible les mêmes paramètres sur différentes images (calibration des paramètres de l’attache aux données).

Face à ces contraintes, nous avons alors proposé de corriger le calcul de la distance de Bhattacharya, ou plus exactement l’appartenance des pixels de la frontière et du bord interne de l’objet. Nous nommerons ce modèle le modèle NonBay2. Soit u un objet de la configuration. Pour calculer $d_B(u, \mathcal{F}_I^\rho(u))$, nous associons un pourcentage maximum p_{2D} des pixels situés dans la frontière $\mathcal{F}_I^\rho(u)$ à l’objet, et réciproquement un pourcentage maximum identique p_{2D} des pixels situés dans l’objet à la frontière, pour calculer les moyennes et variances de ces deux distributions. En pratique, les pixels avec les niveaux de gris les plus élevés de la frontière, tant qu’ils augmentent la valeur de $d_B(u, \mathcal{F}_I^\rho(u))$ et que l’on ne dépasse par le seuil p_{2D} , sont donc comptabilisés parmi les pixels de l’objet pour calculer d_B , et inversement (cf FIG. 3.25).

Cette modification a un double effet : tout d’abord, cela nous permet de détecter des arbres même s’ils ne sont pas complètement entourés d’une zone d’ombre, mais seulement sur une partie de leur voisinage. D’autre part, cela nous permet d’extraire des formes non elliptiques, puisque la réorganisation des pixels dans le calcul de l’attache aux données revient à déformer l’objet recherché. La figure FIG. 3.26 présente des résultats obtenus sur l’image

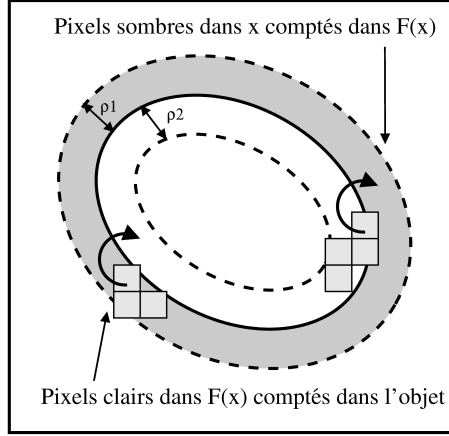


FIG. 3.25 – Modèle NonBay2 : une ellipse et sa frontière, calcul corrigé de la distance de Bhattacharya.

ImEureLoir avec cette nouvelle formulation. On remarque que le modèle NonBay2 propose une extraction des houppiers très proche de celle obtenue par le modèle bayésien Bay2 de la FIG. 3.24 (217 objets détectés contre 241).



FIG. 3.26 – Gauche : résultat d'extraction avec le modèle NonBay1, $\gamma_a = -10$, 159 objets extraits en 3 millions d'itérations (12 minutes). Milieu : résultat d'extraction avec le modèle NonBay2, $\gamma_a = -5$, $p_{2D} = 10\%$, 214 objets extraits en 3 millions d'itérations (12 minutes). Droite : résultats avec le modèle NonBay2, $\gamma_a = 0$, $p_{2D} = 15\%$, 217 objets extraits en 3 millions d'itérations (12 minutes). Les objets avec une énergie d'attache aux données positive sont marqués par des ellipses, les autres avec des croix.

Une autre idée serait de corriger le calcul de l'énergie d'attache de l'objet, en tenant compte des autres objets de la configuration. On peut ainsi exclure de la frontière d'un objet donné u , noté $\mathcal{F}_I^o(u)$, les pixels qui appartiennent à d'autres objets de la configuration, puisque l'on suppose alors que ce sont des arbres et donc que le niveau de gris est élevé. La frontière dépend désormais de la configuration, et s'écrit $\mathcal{F}_I^o(u, \mathbf{x}) = \mathcal{F}_I^o(u) \setminus \mathcal{S}_I(\mathbf{x})$. Ceci nous permet de

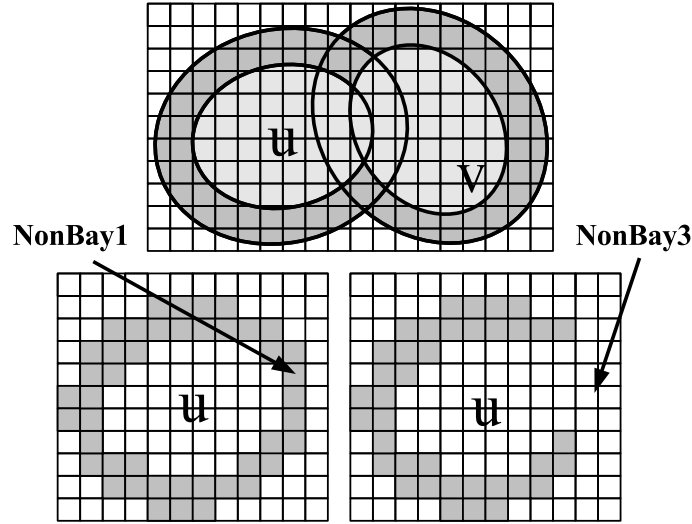


FIG. 3.27 – Bas gauche : modèle NonBay1, frontière discrétisée $\mathcal{F}_I^\rho(u)$ d'un objet u . Bas droite : modèle NonBay3, nouvelle frontière $\mathcal{F}_I^\rho(u, \mathbf{x})$ d'un objet u .

travailler avec des valeurs de ρ constantes, la taille de la frontière s'adaptant naturellement au voisinage de l'objet selon les objets de la configuration qui lui sont proches (cf FIG. 3.27). L'énergie d'attache devient :

$$U_d(u) = \mathcal{Q}_d \left(d_B(u, \mathcal{F}_I^\rho(u, \mathbf{x})) \right) \quad (3.18)$$

Ce modèle apparaît plus naturel que le précédent. Nous le nommons NonBay3, il est en cours d'implantation au moment de la rédaction de ce manuscrit.

Pour finir, nous testons les limites des différents modèles sur une image de futaie, *ImLoir-Cher*, présentée dans la FIG. 3.28. Il s'agit d'une image de 200×200 pixels (1 hectare), où le nombre d'arbres est difficile à évaluer à l'oeil nu, mais que l'on peut estimer entre 500 et 600. Observons les résultats d'extraction obtenus avec les modèles Bay2 et NonBay2. Le premier donne des résultats satisfaisants, avec une sous-détection cependant, notamment sur les petits objets (cf FIG. 3.29). La position des arbres est néanmoins bien détectée, seuls les paramètres de taille sont difficiles à évaluer avec nos modèles à cause de la forme géométrique des objets. On pourrait cependant imaginer d'utiliser un modèle de croissance de régions, avec pour graines les positions des objets du processus pour affiner l'évaluation de la taille des arbres. Le manque d'ombre entre les arbres, comme le montre la classification par "K-Means" dans la FIG. 3.29, est globalement mieux géré par le modèle bayésien que par le modèle non bayésien. En effet, ce dernier, même en forçant le paramètre p_{2D} au maximum, ne détecte toujours pas les arbres dans les zones très denses, et a tendance à surestimer le nombre d'arbres dans les autres zones. Les mêmes remarques s'appliquent au résultat de l'image *ImEureLoir2*, sur une image de futaie de taille 300×300 pixels (2.25 hectares), dont le résultat obtenu avec le modèle Bay2 est présenté dans la FIG. 3.30.



FIG. 3.28 – Haut gauche : image *ImLoirCher* ©IFN. Haut droite : résultat de l'extraction avec le modèle bayésien Bay2, 491 objets extraits en 4 millions d'itérations (environ 20 minutes). Bas gauche : résultat de l'extraction avec le modèle non bayésien NonBay2 et $p_{2D} = 10\%$, 495 objets extraits en 4 millions d'itérations (environ 25 minutes). Bas droite : résultat de l'extraction avec le modèle non bayésien NonBay2 et $p_{2D} = 20\%$, 673 objets extraits en 4 millions d'itérations (environ 25 minutes).

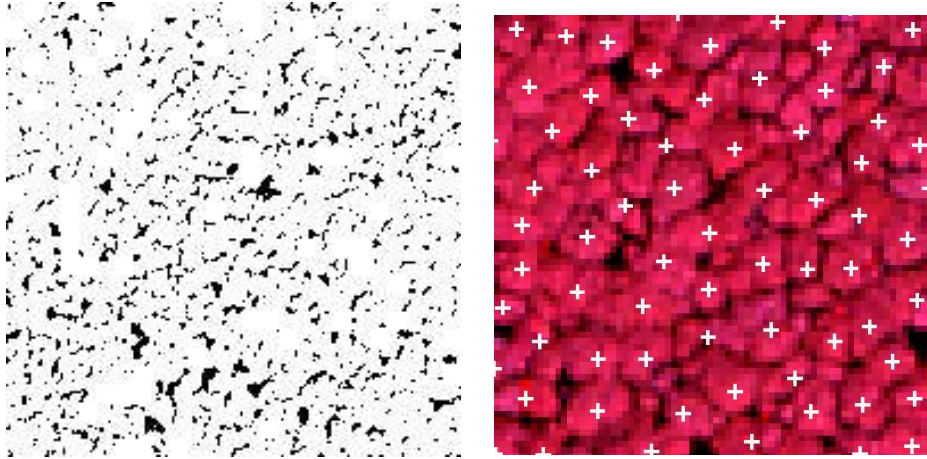


FIG. 3.29 – Gauche : image *ImLoirCher*, après la binarisation effectuée par le "K-Means".
Droite : zoom sur le résultat du modèle Bay2.

En conclusion, les modèles bayésiens semblent plus appropriés pour extraire les arbres dans les zones denses que les modèles non bayésiens, qui sont plus rigides. Les principales difficultés de la méthodologie des processus ponctuels marqués est surtout la forme géométrique des objets imposée qui n'est pas toujours vérifiée dans les zones denses. Nous verrons dans le chapitre 5 que les approches régions gèrent mieux ces phénomènes.

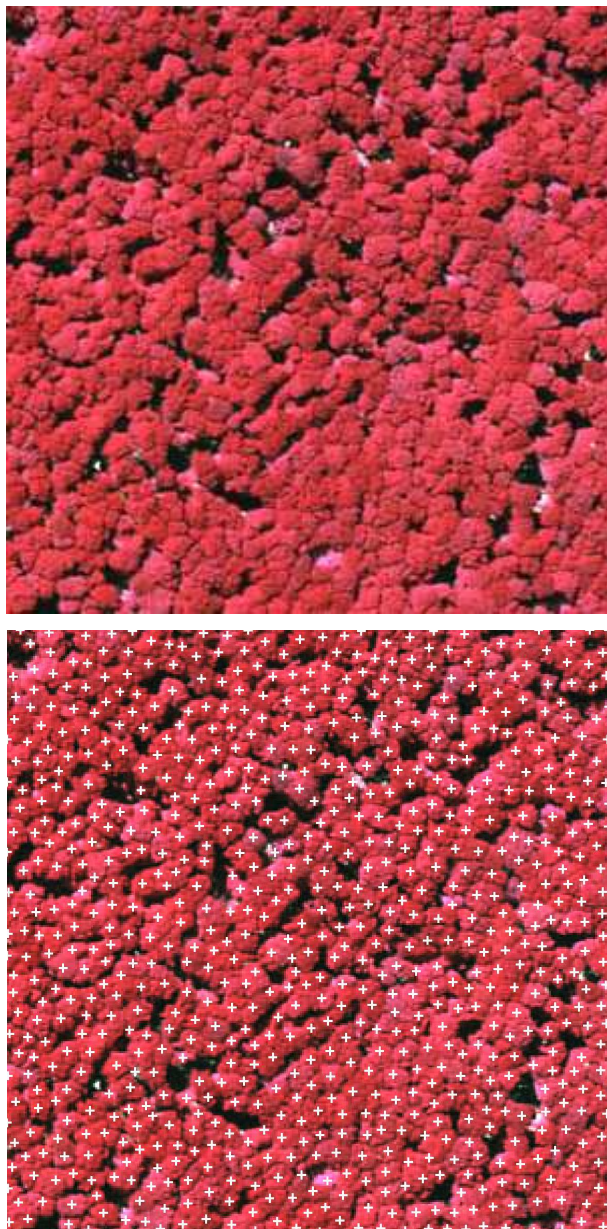


FIG. 3.30 – Haut : image *ImEureLoir2* ©IFN. Bas : résultat de l'extraction avec le modèle bayésien Bay2, 781 objets extraits en 6 millions d'itérations (environ 30 minutes).

Chapitre 4

Modèle 3D : extraction dans les zones non denses

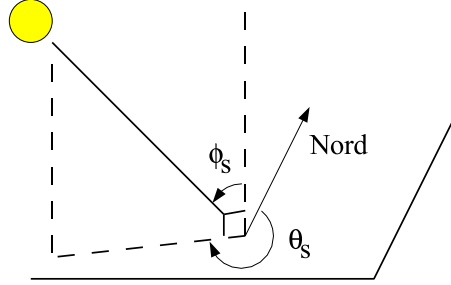
Dans le chapitre précédent, nous avons présenté différents modèles capables d'extraire des houppiers dans des zones de forêt dense. Par leur définition même, ces modèles ne sont pas adaptés pour extraire des arbres épars. En effet, les modèles bayésiens ne modélisent pas assez bien le fond, tandis que les modèles non bayésiens proposés reposent sur la présence d'ombre tout autour de l'arbre, ce qui n'est pas le cas dans des zones moins denses, où seule l'ombre portée de l'arbre permet de le distinguer.

Aussi, nous nous sommes efforcés de définir un modèle à même d'extraire les houppiers dans des images où les arbres sont isolés. L'idée directrice de notre modèle est qu'un arbre est un objet possédant une réflectance forte dans le proche infrarouge, avec une ombre portée dans la direction des rayons du soleil. En outre, en plus de la position et du diamètre de la couronne, l'information de la taille au sol de cette ombre portée nous permet de remonter à la taille de l'arbre, connaissant la position du soleil dans le ciel à l'instant de la prise de vue (en supposant que nous connaissons la topographie du terrain).

Dans ce chapitre, nous présentons un modèle de processus objets capable de répondre à ces attentes. Après être revenus sur le besoin d'écrire un nouveau modèle pour traiter les images de forêt non dense, nous exposerons les fondements mathématiques de ce modèle, en revenant notamment brièvement sur les modifications apportées au terme énergétique et au noyau de proposition de l'algorithme MHG décrits dans le chapitre précédent. Puis, nous présenterons quelques résultats obtenus sur des images de l'IFN.

4.1 Extraction d'arbres épars : de la 2D à la 3D

L'observation des images forestières de zones non denses (cf Fig. 4.3) nous montre bien que la recherche d'ombre dans ce cas doit se faire uniquement dans la direction des rayons

FIG. 4.1 – Angles d'azimuth θ_s et d'élévation ϕ_s du soleil.

du soleil, et non plus tout autour de l'arbre comme dans les zones denses. Il s'agit désormais d'utiliser l'ombre portée de chaque arbre dans le processus d'extraction. Pour savoir dans quelle direction rechercher cette ombre portée, il est tout à fait possible d'utiliser les fiches de mission de vol qui accompagnent chaque photographie de forêt réalisée dans le cadre de la mission d'inventaire de l'IFN. Les données enregistrées contiennent notamment la localisation du point Nadir (coordonnées géographiques Lambert II étendu du projeté orthogonal de la caméra sur le sol), le jour et l'heure du cliché, l'altitude du vol et la focale. Il existe des programmes qui nous permettent de calculer les angles d'azimuth θ_s (par rapport au Nord, vers l'Est) et d'élévation ϕ_s (par rapport à la verticale) du soleil au moment du cliché (cf Fig. 4.1).

En France métropolitaine, l'angle d'élévation minimum (le plus proche de la verticale avec nos notations, donc le soleil le plus haut) est d'environ 20° (calcul réalisé avec une latitude de 43° N, ie approximativement la frontière espagnole) au solstice d'été, et de 26° à Paris. Ceci nous laisse la possibilité d'avoir des ombres visibles dans l'image sur plusieurs pixels de long puisque, pour un arbre de diamètre D et de hauteur H , cette longueur est supérieure à $0.36H - D/2$, soit, pour les peupliers rencontrés dans l'image *ImSaone2*, de 3 pixels dès qu'ils dépassent les 10 mètres ($\tan(20^\circ) = 0.36$). En pratique, les angles d'élévation relevés sur les fiches de mission (cf Tab. (4.1)) sont plutôt de l'ordre de 30° ($\tan(30^\circ) = 0.58$).

Au vu de ces considérations, nous avons modifié, dans un premier temps, la définition de la frontière de l'arbre $\mathcal{F}_I^\rho(u)$, en proposant des modèles simples d'ombre portée $\mathcal{O}_I^{\rho, \theta_s}(u)$ pour définir la zone de pixels sombres qui caractérise la présence d'un houppier. Ces modèles sont présentés dans la Fig. 4.2. Le premier consiste à ne conserver qu'une partie de l'ancienne frontière de l'objet, autour d'un angle θ_s correspondant à l'angle d'azimuth décrit précédemment. Le second considère une ellipse de même taille que l'objet, mais translatée d'un vecteur de longueur ρ dans une direction θ_s , et à laquelle on soustrait son intersection avec l'objet. Le calcul de l'attache aux données subit une légère modification :

$$U_d(u) = \mathcal{Q}_d\left(d_B(u, \mathcal{O}_I^{\rho, \theta_s}(u))\right) \quad (4.1)$$

Un premier résultat avec le second modèle d'ombre portée est proposé dans la Fig. 4.3, avec pour paramètre $\rho = 4$. Les autres paramètres du modèle correspondent à ceux du

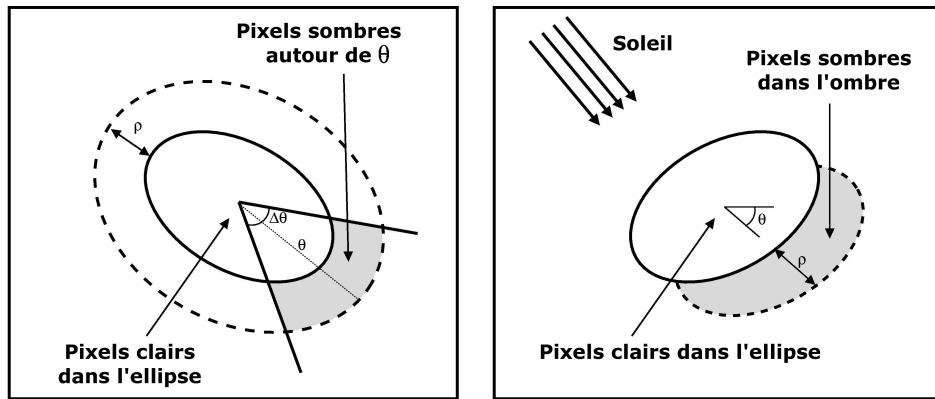
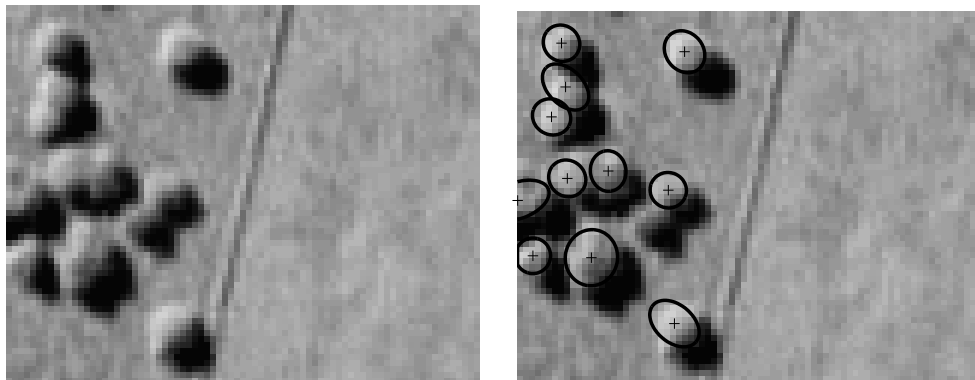


FIG. 4.2 – Modélisations simples de l'ombre portée d'un objet.

FIG. 4.3 – Gauche : image test (65×80 pixels) ©IFN. Droite : résultat de l'extraction avec le modèle NonBay4, en 10 millions d'itérations (10 minutes).

modèle NonBay1. Le résultat de l'extraction montre que ce modèle est bien adapté à l'étude des arbres isolés, mais le réglage du paramètre ρ n'a aucune signification physique, puisqu'il devrait dépendre de la hauteur des arbres. Il est donc essentiel de repenser l'intégralité de notre modèle de processus objet, à commencer par la définition même des objets. Les nouveaux objets devront prendre en compte la dimension verticale des arbres, et ainsi nous permettre de définir plus proprement leur ombre portée.

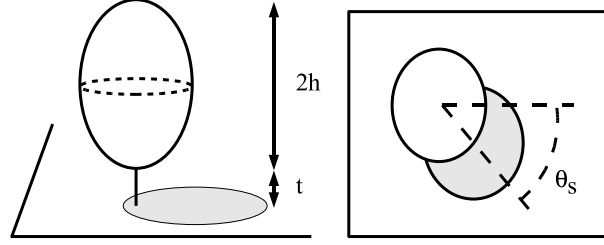


FIG. 4.4 – Espace des objets $\chi_3 = \mathcal{P} \times \mathcal{M}$. Gauche : ellipsoïde de demi-hauteur h , sur une tige de longueur t . Droite : projection de cet ellipsoïde sur χ_2 .

4.2 Fondements du modèle 3D

4.2.1 Espace Objet

Nous commençons ici par définir le nouvel espace objet $\chi_3 = \mathcal{P} \times \mathcal{M}$ auquel appartiennent les objets du processus. L'espace des positions reste le domaine lié à l'image :

$$\mathcal{P} = [0, X_M] \times [0, Y_M]$$

Pour la forme des objets, nous décidons d'utiliser des formes simples, du style de celles définies dans l'approche par "templates" [Pollock, 1998, Larsen et Rudemo, 1997a] :

$$\frac{(x^2)^{\frac{n}{2}}}{a^n} + \frac{(y^2)^{\frac{n}{2}}}{b^n} + \frac{(z^2)^{\frac{n}{2}}}{c^n} = 1 \quad (4.2)$$

Nous travaillons avec des ellipsoïdes ($n = 2$). Notons que n peut devenir un paramètre de l'espace des marques si l'on souhaite associer différentes formes aux objets pour extraire différentes espèces d'arbres par exemple. L'espace des marques pour les ellipsoïdes est très proche de celui défini précédemment pour les ellipses, puisqu'il convient juste de rajouter la taille du demi-axe qui décrit la hauteur de l'objet (cf FIG. 4.4) :

$$(a, b, h, \theta) \in \mathcal{M} = [a_m, a_M] \times [a_m, a_M] \times [h_m, h_M] \times [0, \pi[, a \geq b$$

Nous ajoutons une tige en bas de l'objet, d'une taille t , qui pourrait également se modéliser plus précisément en fonction de la connaissance des formes des couronnes recherchées. Nous laissons la longueur de la tige fixée à 2 unités, soit 1 mètre pour des images de résolution 50cm. Enfin, les paramètres h_m et h_M se règlent en fonction des hauteurs minimum et maximum des arbres que l'on s'attend à trouver dans la forêt, sachant que la hauteur réelle H de l'arbre est $H = t + 2h$.

4.2.2 Energie du modèle 3D

L'énergie du modèle 3D est assez proche de celle du modèle 2D. Le terme a priori reste inchangé, tandis que le terme d'attache aux données $U_d(\mathbf{x})$ est adapté afin que nous puissions prendre en compte la hauteur des objets. Nous travaillons ici exclusivement avec un

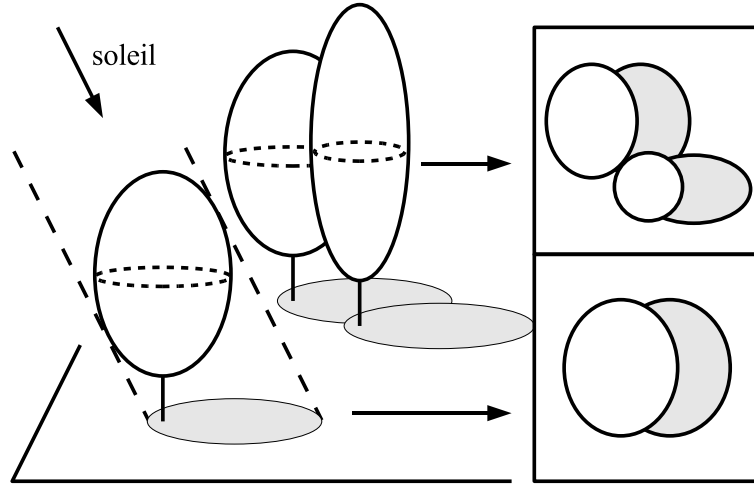
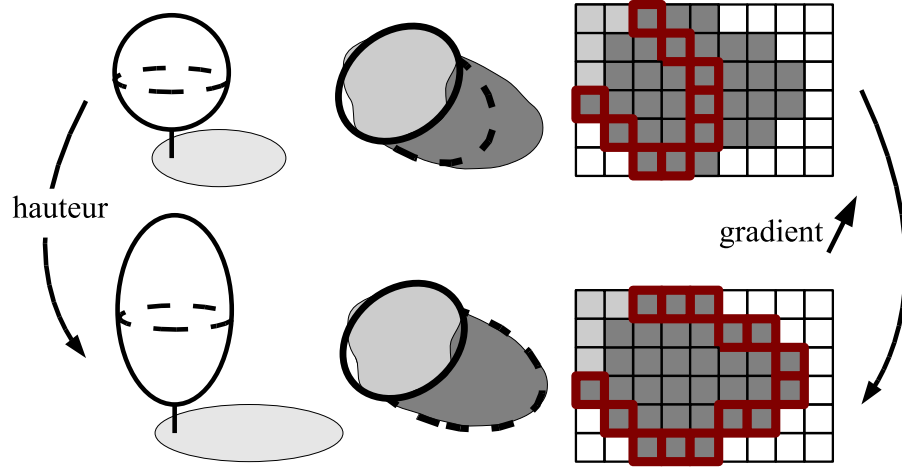


FIG. 4.5 – Des objets x_i et leurs ombres portées $\mathcal{O}_I(x_i, \mathbf{x})$, sans et avec recouvrement ombres-objets dans la configuration.

terme détecteur, ie un modèle non bayésien.

Soit u un objet d'une configuration $\mathbf{x}$. Nous supposons que la position du soleil dans le ciel au moment où la photographie a été prise est connue sous forme de ses angles d'élévation ϕ_s et d'azimut θ_s décrits précédemment (cf FIG. 4.1). Nous calculons alors la forme de l'ombre portée, ie la projection sur le sol de l'ellipsoïde u dans la direction des rayons du soleil. On lui soustrait la silhouette de la configuration, comme dans le modèle NonBay3, afin que tous les pixels de cette forme soient des pixels d'ombre : ce phénomène est appelé recouvrement ombres-objets (cf FIG. 4.5). Cette ombre portée véritable est appelée $\mathcal{O}_I(u, \mathbf{x})$ (cf FIG. 4.5).

L'énergie d'attache aux données est alors simplement composée d'un terme lié à la distance de Bhattacharya entre les distributions des niveaux de gris des pixels dans l'objet et dans son ombre portée (comme pour le modèle 2D), noté $\mathcal{Q}_b(d_B(x, \mathcal{O}_I(x))) \in [-1, 1]$, auquel on ajoute un terme lié au gradient sur les pixels du contour de l'ombre $\mathcal{Q}_g(G(\mathcal{O}_I(x))) \in [-1, 1]$, afin que celle-ci épouse bien toute l'ombre réelle de l'arbre sur le terrain, dans le but d'avoir une estimation aussi fidèle que possible de sa hauteur (cf FIG. 4.6). Le terme de gradient $G(\mathcal{O}_I(x))$ est simplement la moyenne de la valeur du gradient sur les pixels du contour de l'ombre $\mathcal{O}_I(x)$, le gradient étant calculé sur l'image initiale (lissée par un masque gaussien au besoin). Les fonctions de qualité $\mathcal{Q}_b(\cdot)$ et $\mathcal{Q}_g(\cdot)$ sont les mêmes que la fonction de qualité du modèle 2D non bayésien, et comportent donc deux paramètres, respectivement d_0 et g_0 , au dessus desquels une distance de Bhattacharya $d_B > d_0$ et un gradient $G(\mathcal{O}_I(x)) > g_0$ renvoient une valeur négative par cette fonction. L'énergie d'attache aux

FIG. 4.6 – Intérêt du terme de gradient $\mathcal{Q}_g(G)$.

données s'écrit finalement :

$$U_d(x) = \frac{1}{\alpha_b + \alpha_g} \left[\alpha_b \mathcal{Q}_b(d_B(x, \mathcal{O}_I(x))) + \alpha_g \mathcal{Q}_g(G(\mathcal{O}_I(x))) \right]$$

Ce modèle nous permet, dans le cadre de l'extraction d'arbres isolés par exemple, de remonter à une estimation de la hauteur des arbres si le terrain est plat. Dans le cas contraire, et si nous avons une connaissance sur le relief du terrain, il ne serait pas difficile de l'attacher à la donnée image afin que les calculs de l'ombre portée en tiennent compte (cf FIG. 4.7). Notons également que, dans le cas d'une connaissance a priori sur l'espèce de l'arbre à extraire, il aurait été possible d'inclure dans le calcul de l'énergie d'attache aux données $U_d(x)$ un terme caractérisant la texture (microscopique, puisque l'objet contient une cinquantaine de pixels) des arbres recherchés. Enfin, ce modèle ne prend pas en compte le fait que les objets peuvent se faire de l'ombre les uns les autres, si un grand arbre cache du soleil un petit par exemple. Toutes ces modifications pourraient très bien être intégrées au modèle, mais le temps de calcul en serait affecté.

4.2.3 Noyau de proposition

Le noyau de proposition $Q(\mathbf{x}, \cdot)$ défini dans le chapitre 3 sert de base à celui utilisé pour le modèle 3D. Les principaux changements sont :

- l'ajout, dans le mouvement de dilatation, d'une variable aléatoire qui propose de modifier la hauteur d'un objet. Le taux d'acceptation ne change pas.
- la modification du mouvement de fusion / division. Pour la fusion, on propose à un objet fusionné de prendre pour hauteur la moyenne des deux hauteurs précédentes et on y ajoute une variable aléatoire z_h tirée uniformément dans un ensemble $Z_h = [0, h_M - \frac{h_i + h_j}{2}]$, où h_i et h_j sont les deux hauteurs des objets que l'on fusionne. On note $Z_{abh} = Z_a \times Z_b \times Z_h$, et $M_{Z_{abh}} = \Lambda(Z_{abh})$. Pour la division, on rajoute de manière similaire

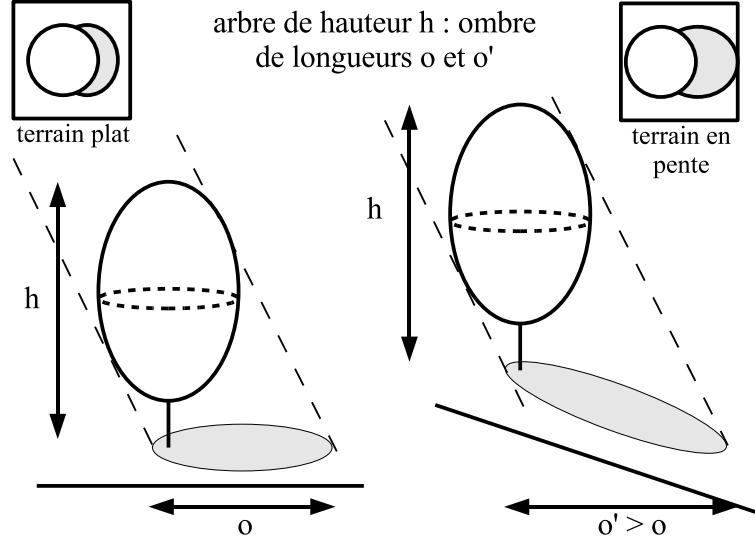


FIG. 4.7 – Différentes tailles d'ombre pour une même hauteur d'arbre h selon la topographie du terrain.

des variables aléatoires pour prendre en compte la hauteur des objets, et l'on a $Z_{ab1} = Z_{a1} \times Z_{b1} \times Z_{h1}$, $M_{Z_{abh1}} = \Lambda(Z_{abh1})$, $Z_{abh2} = Z_{a2} \times Z_{b2} \times Z_{h2}$, et $M_{Z_{abh2}} = \Lambda(Z_{abh2})$. Le jacobien de la transformation devient $|J_{FD}| = 64$. Nous ne reprenons pas en détail ces calculs, qui découlent directement de ceux réalisés pour le modèle précédent. Les taux d'acceptation sont modifiés pour ce noyau, puisque l'on a :

1. dans le cas de la **fusion**, $\mathbf{y} = \mathbf{x} \setminus \{x_i, x_j\} \cup y$, le rapport de Green vaut :

$$R(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{n_{\sim f}(\mathbf{x}) + n(\mathbf{x})}{n_{\sim f}(\mathbf{y}) + n(\mathbf{y})} \frac{f(\mathbf{y})}{f(\mathbf{x})} \frac{M_{Z_{abh}}}{M_{Z_{abh1}} M_{Z_{abh2}} M_{Z_\theta} M_{Z_{xy}}} \frac{\lambda(y)}{64 \lambda(x_i) \lambda(x_j)} \quad (4.3)$$

2. dans le cas de la **division**, $\mathbf{y} = \mathbf{x} \setminus x_i \cup \{y_1, y_2\}$ et le rapport de Green vaut :

$$R(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{n_{\sim f}(\mathbf{x}) + n(\mathbf{x})}{n_{\sim f}(\mathbf{y}) + n(\mathbf{y})} \frac{f(\mathbf{y})}{f(\mathbf{x})} \frac{M_{Z_{abh1}} M_{Z_{abh2}} M_{Z_\theta} M_{Z_{xy}}}{M_{Z_{abh}}} \frac{64 \lambda(y_1) \lambda(y_2)}{\lambda(x_i)} \quad (4.4)$$

4.3 Résultats

Dans cette partie, nous présentons les premiers résultats du modèle 3D, obtenus sur 3 types d'images. En effet, il peut se révéler utile à la fois pour détecter des arbres épars ou isolés, dans des zones peu denses, mais également pour extraire des arbres en bord de plantation, afin d'évaluer leur hauteur et donc le volume de bois dans la plantation, ainsi que dans des structures mélangées *taillis-futaie*.

4.3.1 Paramètres

Les paramètres du modèle 3D sont ceux du modèle 2D, auxquels on ajoute principalement les données de la localisation du soleil (cf Tab. (4.1) pour quelques images sur lesquelles des résultats seront présentés). Les paramètres de l'attache aux données spécifiques au modèle 3D sont $g_0 = 50$, $\alpha_b = 1$ et $\alpha_g = 1$.

Image	<i>ImAlpesMar</i>	<i>ImSaone2</i> et <i>ImSaone3</i>
Résolution (cm)	50	50
Date	19 Juin 1982	21 Septembre 1998
Année	1982	1998
Heure	15 :25	11 :25
Hauteur de vol (m)	4634	3990
Latitude	44.532 N	46.848 N
Longitude	6.611 E	4.986 E
Azimuth	235.93	138.96
Élévation	30.82	53.91

TAB. 4.1 – Données des fiches de mission ©IFN.

4.3.2 Premiers résultats

Tout d'abord, nous avons souhaité tester le modèle 3D sur des images synthétiques (cf FIG. 4.8) afin de vérifier la viabilité du modèle et évaluer le surcoût en temps de calcul par rapport aux différents modèles 2D (augmentation due aux calculs de projection de l'ellipsoïde et à l'augmentation de la dimension de l'espace des objets χ_3). Puis, nous avons cherché à extraire des arbres sur des images de l'IFN.

Le modèle fut d'abord testé sur des arbres épars, dans l'image *ImAlpesMar* (300×300 , soit 2.25 hectares). Le résultat d'extraction est exposé dans la FIG. 4.9, d'où l'on peut non seulement déduire le nombre d'arbres dans la scène, mais aussi la densité du couvert grâce à l'estimation de la surface des couronnes ($\simeq 19\%$), ainsi que la hauteur des houppiers. D'une façon générale, et comme nous nous y attendions, le modèle 3D réagit moins bien dans les zones denses, et engendre une sous-détection des arbres trop proches les uns des autres (cf FIG. 4.10). De plus, lorsque l'on observe en détail le contour de l'ombre ainsi que de la couronne, obtenus à partir des ellipsoïdes, on s'aperçoit qu'il est difficile de déliméner toute la surface des arbres, principalement du côté opposé à l'ombre. Ce résultat sera retravaillé dans la partie suivante.

Un autre résultat du modèle 3D consiste à trouver la hauteur des arbres qui forment le bord des plantations, une fois leur position obtenue avec le modèle 2D présenté au chapitre

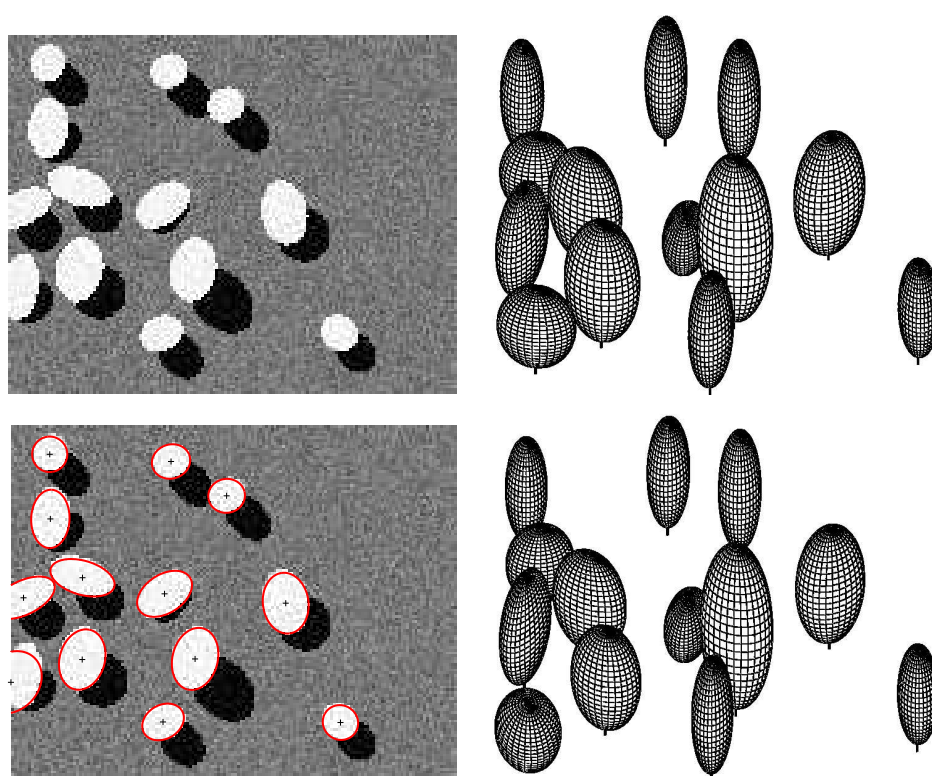


FIG. 4.8 – Haut : image synthétique originale et reconstruction 3D associée. Bas : extraction avec le modèle 3D et reconstruction associée.

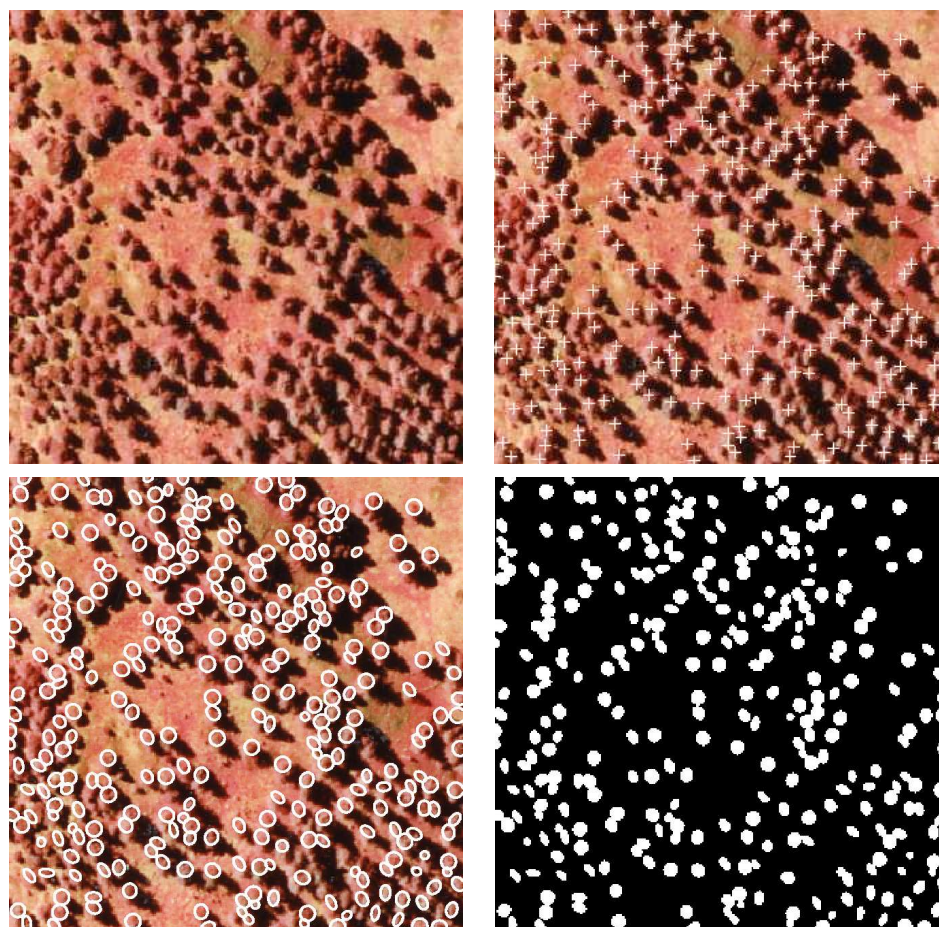


FIG. 4.9 – Haut gauche : image *ImAlpesMar* ©IFN. Haut droite : extraction par le modèle 3D, le centre des objets est représenté par des croix blanches, 302 objets. Bas gauche : objets extraits. Bas droite : image binaire (couronnes en blanc, fond en noir).



FIG. 4.10 – Gauche : détail de l'extraction de la FIG. 4.9. Droite : sous détection dans les zones denses de l'image.

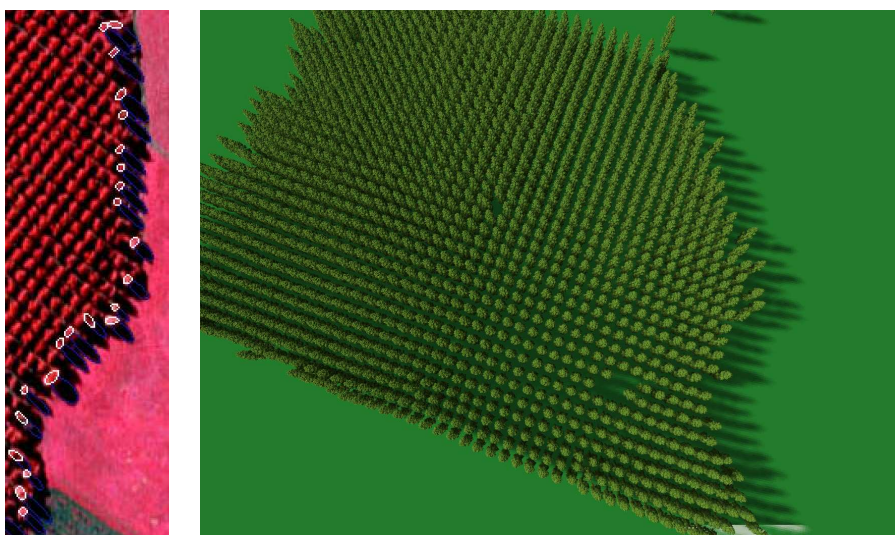


FIG. 4.11 – Gauche : résultat de l'extraction avec le modèle 3D, optimisation sur la hauteur à partir des résultats obtenus avec le modèle 2D. Droite : reconstruction 3D de la plantation avec le logiciel AMAP Orchestra ©.

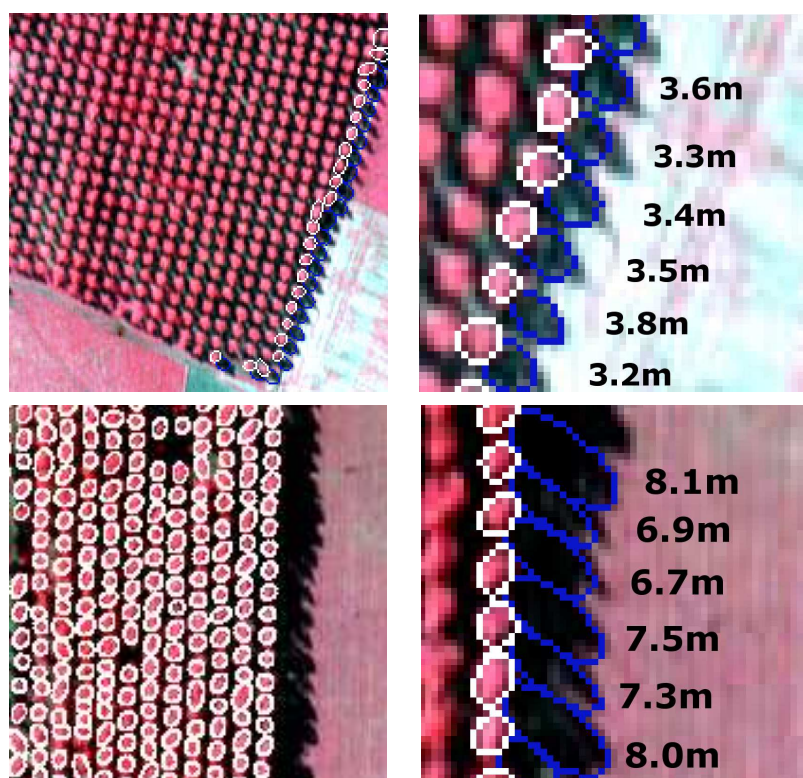


FIG. 4.12 – Extractions de la hauteur des arbres du bord de plantations de peupliers plus ou moins âgées.

précédent. L'optimisation est réalisée sur l'espace des marques seul, la position des objets restant inchangée. En supposant que cette hauteur est à peu près la même sur toute la plantation, l'information de hauteur sur les arbres du bord de la plantation peut être exploitée pour estimer la hauteur moyenne des arbres dans la plantation, ce qui permet d'évaluer le volume de bois. Dans la FIG. 4.11, nous utilisons le logiciel AMAP Orchestra © pour reconstruire en 3D la plantation à partir des informations extraites automatiquement. Notre modèle nous permet d'estimer différentes hauteurs de plantation, mais il est d'autant plus robuste que la plantation est âgée et l'ombre bien marquée sur le sol. Le résultat de la FIG. 4.12 nous donne, par exemple, de l'information sur une plantation dont les arbres font en moyenne 3.5m de hauteur, et une autre 7.5m.

Enfin, le modèle 3D est utilisé pour extraire des arbres de futaie dans le mélange taillis-futaie de l'image *ImSaone5* (300×400 pixels, soit 3 hectares). Le résultat présenté dans la FIG. 4.13 permet, de même que pour les arbres épars, d'évaluer le nombre d'arbres de futaie mais également le taux de couvert ($\approx 15\%$), utile pour savoir si la futaie est plus ou moins dense. En revanche, les hauteurs sont ici des hauteurs relatives par rapport au toit de taillis, et ne sont donc pas directement exploitables.

4.3.3 Remarques et adaptations du modèle

Dans ce paragraphe, nous proposons de discuter les principaux problèmes rencontrés au cours des simulations. Nous souhaitons également évaluer la robustesse de ce modèle par rapport à la taille de l'espace des marques (surtout de la dimension verticale des objets) et à l'angle d'incidence du soleil, modifications essentielles apportées dans ce chapitre au modèle des ellipses.

Les principaux problèmes rencontrés au cours des simulations ont été les suivants :

- les objets ont tendance à ne pas épouser toute la forme de l'arbre. Le bord de l'objet du côté de son ombre portée est bien délimité, contrairement à son opposé, orienté vers le soleil. Comme le montre la FIG. 4.14, rien ne permet en effet de distinguer l'arbre du fond de l'image (le sol) et donc de délimiter proprement la couronne. L'estimation de la surface de la couronne en est affectée.
- lorsque deux houppiers sont très proches, il est difficile, même à l'oeil nu, de savoir s'il y a un ou deux arbres. La forme de l'ombre et donc le terme lié au gradient sur l'ombre portée permet la plupart du temps d'aiguiller l'algorithme vers la bonne solution.
- dans les zones denses, les arbres ne sont pas correctement détectés par le modèle 3D, qui ne s'y applique pas puisque les ombres sont trop recouvertes pour pouvoir associer un arbre à son ombre portée.

La robustesse par rapport à la taille de l'espace des marques, comme nous l'avons remarqué au chapitre précédent, est essentielle et n'est pas toujours immédiate. Prenons par exemple des extraits des images *ImAlpesMar*, et étendons l'espace des marques en auto-risant de fortes différences de hauteur (de 6 à 21 mètres) et de diamètre entre les arbres.

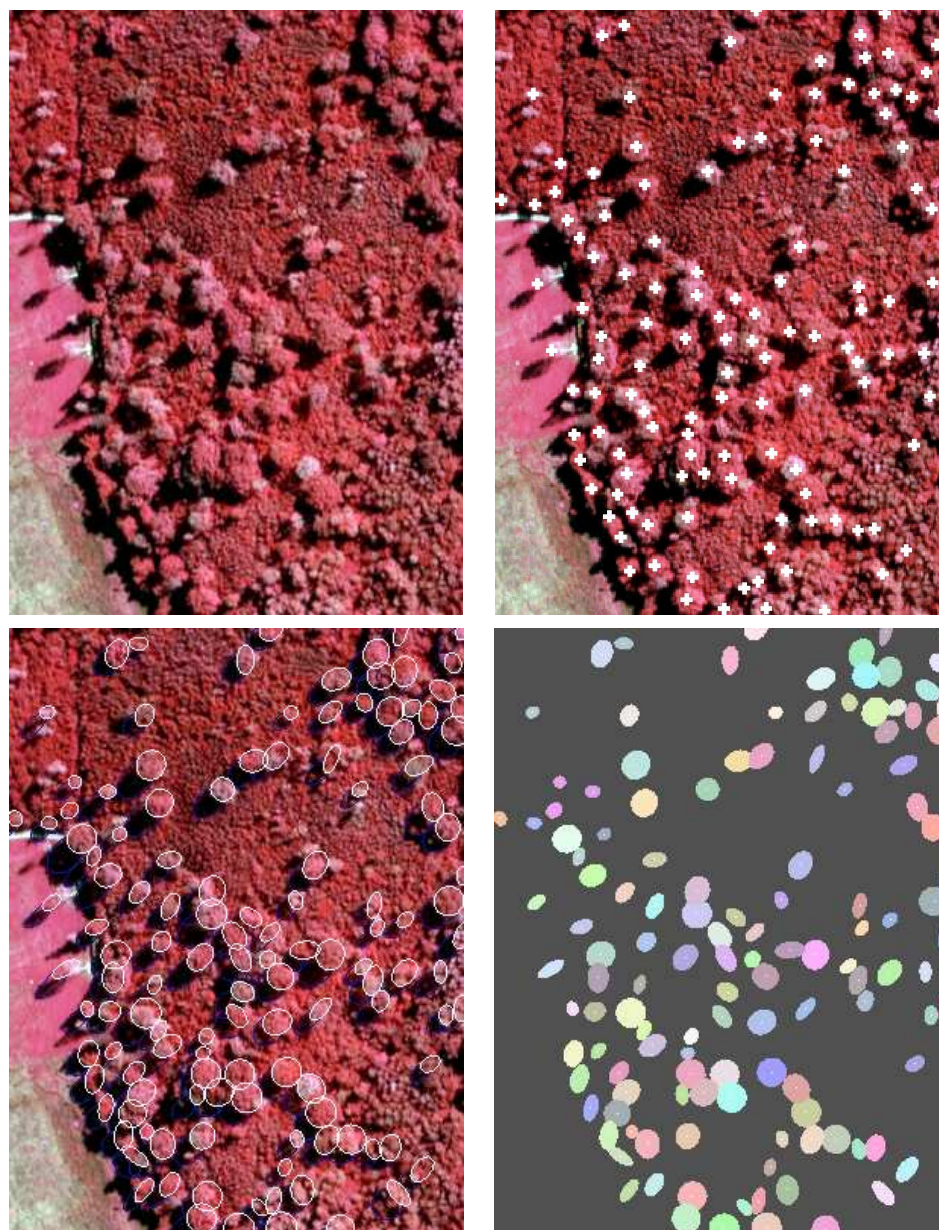


FIG. 4.13 – Haut gauche : image *ImSaone5* ©IFN. Haut droit : positions des arbres de futaie extraits par le modèle 3D, 4 millions d'itérations. Bas gauche : projection des ellipsoïdes de la configuration finale sur l'image (ellipses blanches). Bas droit : superficie des arbres de futaie.

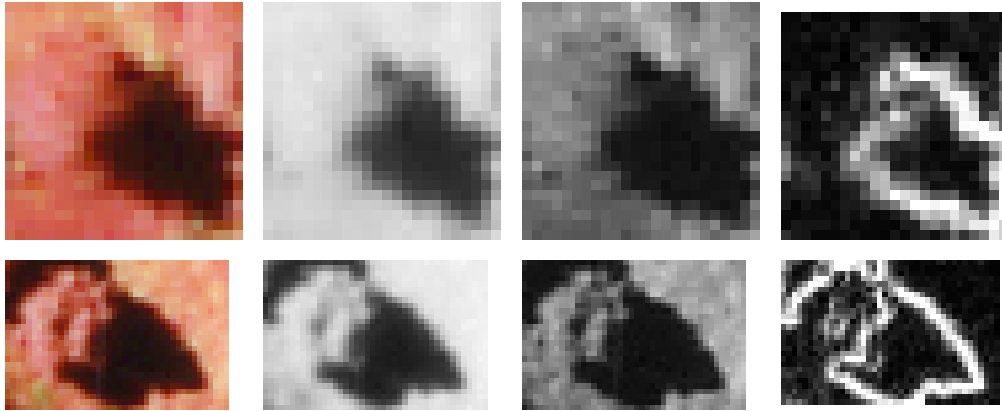


FIG. 4.14 – En haut et en bas, de gauche à droite : arbre(s) extrait(s) de l'image CIR, niveaux de gris du NIR (décomposition RGB et sélection du "Red"), niveaux de gris du rouge (décomposition RGB et sélection du "Green"), gradient sur le NIR. En bas : un ou deux houppiers ?

Comme le montre la FIG. 4.15 (en haut à gauche), de nombreuses fausses alarmes sont obtenues, pour deux raisons principales :

1. en permettant aux objets d'être très hauts, il arrive que des objets se collent à d'autres objets détectant bien un arbre. En se plaçant juste derrière ces objets (ie entre ces objets et le soleil), l'attache aux données est bonne puisque les pixels de leur ombre portée $\mathcal{O}_I(u, \mathbf{x})$ tombent bien dans l'ombre de l'arbre, du fait de leur grande hauteur, et puisque le fond de l'image a une forte réflectance dans le proche infrarouge. La distance de Bhattacharya est alors élevée, et l'objet accepté dans la configuration. Pour résoudre ce problème, nous avons proposé deux modifications à l'énergie d'attache aux données. Tout d'abord, afin d'éviter que deux objets ne se partagent trop une ombre comme ce qui arrive dans l'exemple précédent, nous proposons de faire intervenir dans le calcul de la distance de Bhattacharya, à la place de $\mathcal{O}_I(u, \mathbf{x})$, seulement les pixels de l'ombre portée $\mathcal{O}_I(u, \mathbf{x})$ qui n'appartiennent à aucune autre ombre portée d'objets de la configuration $\mathbf{x}$. Si ce nombre de pixels est inférieur à un seuil (5 pixels en pratique), nous refusons l'objet (cf FIG. 4.15, en haut à droite). La seconde modification est liée à la texture des arbres par rapport au fond : nous refusons les objets dont la variance σ de la distribution des pixels dans la silhouette $S_I(u)$ est inférieure à un seuil (100 en pratique), ce qui a le mérite de distinguer le fond du reste.
2. sur des arbres de diamètre élevé, il est préférable du point de vue énergétique de placer deux petits objets u_1 et u_2 d'énergie d'attache négative au lieu d'un gros objet u , si $U(u_1) + U(u_2) < U(u)$, même si le "meilleur des trois objets" est u . Autrement dit, il arrive souvent que des petits objets se partagent l'ombre des arbres. Nous avons alors tout d'abord essayé de favoriser les gros objets en introduisant dans le calcul de l'attache aux données $U_d(u)$ un terme proportionnel à l'aire de la projection sur le sol

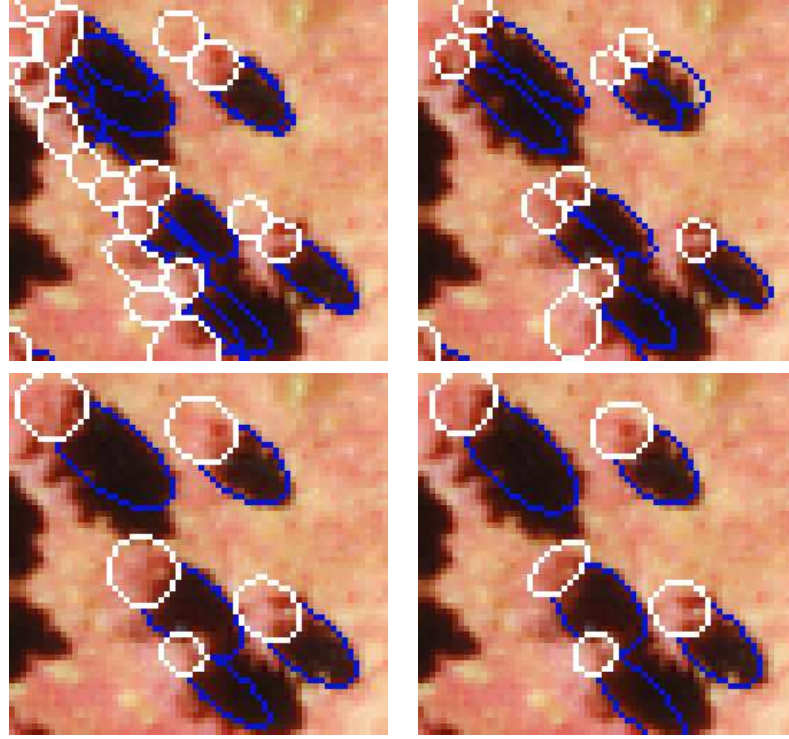


FIG. 4.15 – Haut gauche : extraction avec le modèle 3D et un espace des marques large, 18 objets. Haut droite : extraction avec le modèle 3D corrigé (partage des ombres portées pénalisé), 10 objets. Bas gauche : extraction avec le modèle 3D corrigé (gros objets favorisés), 5 objets. Bas droite : extraction avec le modèle 3D corrigé (objets larges favorisés), 5 objets. Pour tous : 1 million d'itérations, 3 minutes.

de l'objet (silhouette elliptique) :

$$U'_d(u) = \frac{a_u b_u}{\text{AIREMAX}} U_d(u)$$

Le point positif de cette modification est que les fausses alarmes disparaissent comme espéré (cf FIG. 4.15, bas gauche). Malheureusement, une autre conséquence de ce nouveau terme énergétique est de faire grossir tous les objets de la configuration, et donc de dégrader la délinéation des arbres. En effet, comme remarqué précédemment, les objets ne trouvent pas de limite explicite sur le contour de l'arbre qui fait face au soleil. Une augmentation de la taille ne baisse pas significativement la valeur de $U_d(x)$, alors qu'elle augmente celle de $U'_d(x)$. Ce phénomène n'ayant lieu que dans la direction des rayons du soleil, nous avons dans un deuxième temps essayé de favoriser les objets qui s'étalent dans la direction orthogonale à ces rayons, pour éviter que des objets ne se partagent l'ombre d'un arbre. Le nouveau terme énergétique est alors

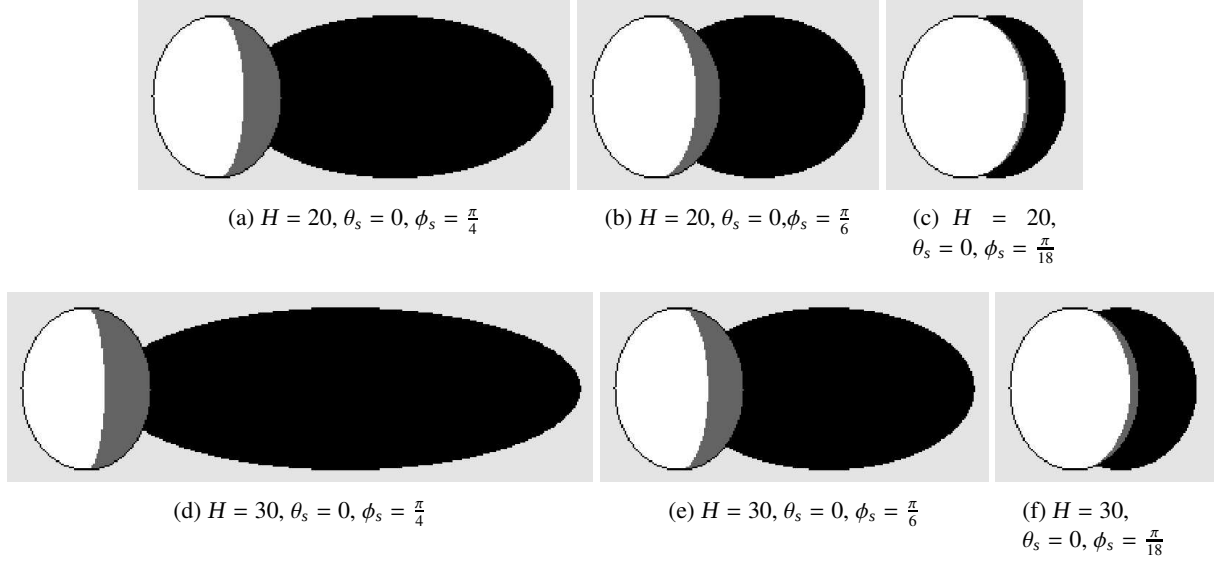


FIG. 4.16 – Quelques rendus de l'éclairage d'un objet u de taille $a = 5, b = 4, \theta = 0$, suivant différentes hauteurs ($H = h_t + 2 * h$) et différentes directions du soleil. En blanc : partie de la silhouette $\mathcal{S}_p^i(u)$ éclairée directement par la source lumineuse. En gris : partie de la silhouette $\mathcal{S}_p^o(u)$ ombragée. En noir : ombre portée $\mathcal{O}_{\mathcal{P}}(u)$ de l'objet.

proportionnel à la largeur de l'ombre de l'objet l_o , et s'écrit :

$$U_d'(x) = \frac{l_o}{2a_M} U_d(x)$$

Les résultats sont, dans ce cas, améliorés au niveau de l'estimation de la surface de la couronne (cf FIG. 4.15, bas droite).

Pour finir, nous avons souhaité évaluer la robustesse de ce modèle par rapport à l'angle d'incidence du soleil. Cependant, face au manque de diversité d'illumination des données en notre possession, nous n'avons pas pu travailler sur des situations extrêmes, et nous nous sommes plutôt efforcés de corriger notre modèle pour qu'il puisse en temps voulu faire face aux variations d'illumination. Ainsi, comme remarqué dans [Larsen et Rudemo, 1998], la couronne n'est pas uniformément illuminée puisqu'une partie du houppier n'est pas atteinte directement par les rayons du soleil. Vue de dessus, une partie qui apparaît aussi sombre que l'ombre peut très bien faire partie de l'arbre. Nous avons donc adapté le modèle 3D, de telle manière qu'il sépare la silhouette de l'objet $\mathcal{S}_p(u)$ en une partie directement illuminée $\mathcal{S}_p^i(u)$, et une partie ombragée $\mathcal{S}_p^o(u)$, comme le montre la FIG. 4.16. Comme première application de cette modélisation de la couronne, nous avons ignoré les pixels de $\mathcal{S}_p^o(u)$ dans le calcul de la distance de Bhattacharya. Cette correction est intéressante puisqu'elle autorise une meilleure détection de la couronne, comme l'atteste la FIG. 4.17 sur une partie de l'image *ImAlpesMar*, notamment dans l'objet du bas de l'imagette. Nous rappelons que le terrain est supposé plat, bien qu'il ne le soit sans doute pas, puisque nous n'avons pas accès aux

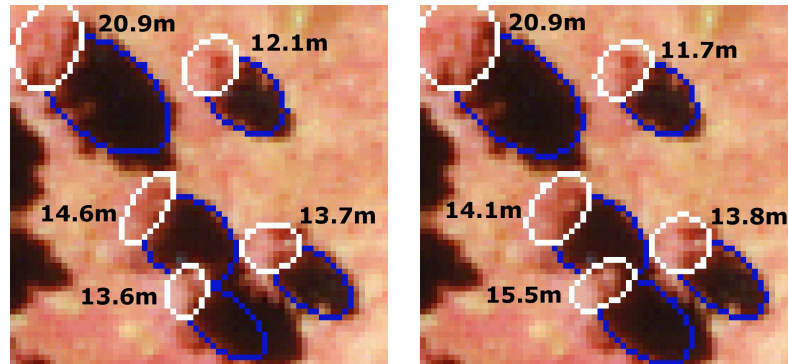


FIG. 4.17 – Gauche : extraction avec le modèle 3D sans correction d’illumination de la couronne. Droite : extraction avec le modèle 3D avec correction d’illumination de la couronne. Les chiffres représentent la hauteur de l’arbre détecté.

données topographiques. Les hauteurs extraites doivent donc être corrigées selon la pente du terrain. En comparant les hauteurs des arbres détectés, on remarque que la plus grande différence se situe pour cet arbre. Les résultats sont également meilleurs pour le modèle sans correction d’illumination que dans la FIG. 4.15 (notamment l’objet en haut à gauche) puisque nous avons ici augmenté la taille maximum des arbres détectés de 6 à 8 mètres de diamètre.

Chapitre 5

Conclusions et Perspectives

Ce chapitre se veut à la fois être une conclusion et un recueil de travaux en cours ou restant à approfondir, qui sont autant de perspectives envisageables dans le prolongement de ce travail de thèse. Dans une première partie, nous rappelons nos principales contributions, établissons un bilan général du potentiel des algorithmes d'extraction de houppiers présentés dans ce manuscrit, et les comparons avec des représentants des différentes familles existantes d'algorithmes d'extraction de houppiers. Dans une seconde partie, nous développons quelques-uns des points essentiels qui restent à éclaircir, comme l'estimation des paramètres, l'optimisation du noyau de proposition, ou le besoin de corriger le modèle pour le rendre plus proche de la réalité physique (prise de vue de la caméra, topographie).

5.1 Conclusion générale

5.1.1 Synthèse des travaux effectués - Potentiel de notre approche

Dans ce travail de thèse, nous avons abordé le problème de l'extraction de houppiers dans des images aériennes de forêt. Les données images sur lesquelles nos modèles ont été testés sont des clichés Infrarouge Couleur de l'Inventaire Forestier National, scannés à une résolution de 50cm par pixel. Nous avons, en particulier, évalué le potentiel de l'approche par processus ponctuels marqués pour analyser la scène, modéliser la structure de la forêt, les arbres et leurs interactions dans la parcelle.

Les principales contributions de ce travail, par rapport aux autres travaux fondés sur une méthodologie semblable [Lacoste, 2004, Ortner, 2004], se situent au niveau de la définition de nouveaux objets de référence pour s'adapter à l'application proposée et au niveau de l'exploitation de nouveaux types de données radiométriques. Il s'agissait, en effet, de rechercher des objets plus petits dans la scène (une cinquantaine de pixels) que des bâtiments ou des routes, mais en nombre bien plus élevé. De plus, les objets d'intérêt (les arbres), naturels par définition, ont une grande variabilité dans les images puisqu'aussi bien leur

forme que leur radiométrie dépend de la structure de la parcelle, des conditions extérieures, de l'illumination, et de nombreux autres paramètres qu'il est compliqué d'inclure dans nos modèles mathématiques. Il a donc fallu faire des choix, répondre au problème de l'extraction des houppiers dans le cas général étant bien entendu impossible. Nous avons également dû consacrer beaucoup d'énergie pour implanter soigneusement les algorithmes, travaillant sur un nombre d'objets important (plusieurs centaines par hectare), afin d'obtenir des résultats en un temps raisonnable.

Notre objectif était d'extraire un maximum d'information à l'échelle de l'arbre sur les images de forêt. Aussi, nous nous sommes adaptés aux différents types de structures rencontrées, en proposant des solutions pour extraire des houppiers dans des zones de forêt dense, avec notamment des résultats encourageants sur les plantations de peupliers et dans des zones de futaie dense, ainsi qu'un modèle tenant compte de la hauteur des objets pour extraire les arbres épars et les arbres de futaie dans les mélanges taillis futaie. De plus, la combinaison des deux modèles permet d'estimer le nombre, le diamètre des couronnes et la hauteur des arbres dans des plantations. Les résultats obtenus ont permis de recueillir des informations à l'échelle de l'arbre sur différents types de structure forestière, et laissent entrevoir une complémentarité certaine avec un travail de photo-interprétation, en offrant aux inventaires une information supplémentaire sur les ressources naturelles.

5.1.2 Limites éventuelles

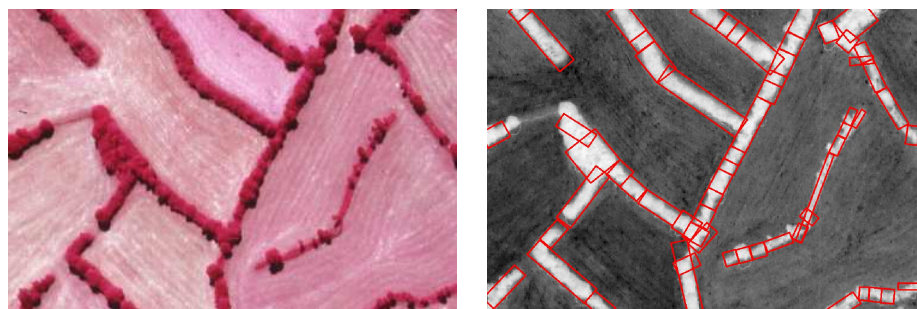


FIG. 5.1 – Gauche : zone de *ligneux hors forêt*, alignements, haies dans le Jura © IFN. Droite : extraction des haies à partir d'un processus ponctuel marqué de rectangles recherchant les objets clairs sur fond sombre dans l'indice NDVI. Remerciements : Florent Lafarge.

Les limites de notre approche, et d'une façon générale des algorithmes d'extraction de houppiers, sont tout d'abord celles de la télédétection elle-même. Dans le cas de la France par exemple, le couvert forestier est bien souvent saturé, étant donnée la forte productivité. Ce cas de figure se rencontre typiquement dans les futaies régulières jeunes (chênes de moins de 50 ans), où la densité est bien supérieure à 1000 arbres par hectare ce qui rend les cimes difficilement individualisables sur la photographie. Il est, dans ce cas, impossible

d'isoler les houppiers, à l'oeil nu et a fortiori par le biais d'algorithmes automatiques.

De plus, les données relevées par nos algorithmes peuvent être plus ou moins exploitées selon le cas. Par exemple, il est parfois possible d'utiliser des modèles calibrés pour estimer la hauteur d'un arbre à partir de son diamètre. Cependant, le toit forestier peut pratiquement rester inchangé alors que le volume sur pied peut doubler. Il est alors impossible de déduire des informations de hauteur ou d'âge sur les arbres à partir de la donnée simple de la densité du couvert et du diamètre des couronnes.

Enfin, il existe un certain nombre de limites propres à notre approche objet, qui font l'objet de discussions dans la partie suivante où sont détaillées quelques perspectives d'études. La principale limite est sans doute le fait que les objets recherchés dans l'image sont géométriques, puisque devant être décrits par un nombre minimum de paramètres, ce qui à une résolution de 50cm par pixel ne semble pas être un grand inconvénient, mais qui pourrait se révéler plus gênant à des résolutions plus fines. D'autres objets pourraient alors être implantés dans le processus objets, représentant des formes plus complexes comme des polygones par exemple. Créer de nouveaux objets permet également de traiter d'autres problèmes comme l'extraction des alignements (cf Fig. 5.1 où un processus de rectangles [Ortner, 2004] est appliqué sur l'indice NDVI d'une image du Jura).

5.1.3 Comparaison avec d'autres algorithmes

Afin de mieux évaluer le potentiel de nos algorithmes d'extraction de houppiers, nous avons souhaité comparer nos résultats avec ceux obtenus par quelques-uns des algorithmes issus des différentes familles de méthodes présentées dans le chapitre 1, sur une sélection d'images représentant divers types de peuplements. A l'heure de la rédaction de ce manuscrit, nous attendons toujours certains résultats, le bilan de cette comparaison devant faire l'objet d'un article de journal.

Rares sont les articles qui proposent de comparer les méthodes existantes d'extraction de houppiers [Erikson, 2005]. Par ailleurs, il n'existe pas de base de données commune d'images, comme il en existe dans la communauté des traiteurs d'images pour l'analyse de textures, sur lesquelles chacun peut tester son algorithme. Il serait d'ailleurs intéressant de mettre en place un tel projet, en réunissant des images de forêts de plusieurs inventaires, et en les rendant disponibles à la communauté sur un site internet par exemple. Il est en effet essentiel, à l'heure où les intérêts pour l'automatisation partielle des inventaires grandissent et où les besoins en précision se font de plus en plus forts, au vu notamment de la disponibilité accrue des données très haute résolution, d'établir un guide des algorithmes existant, en mettant en évidence ceux qui sont le mieux placés pour traiter tel ou tel type de peuplement. Devant l'extrême diversité des forêts dans le monde, il ne faut pas s'attendre à ce qu'une méthode obtienne les meilleurs résultats partout, mais plutôt à ce qu'une approche soit mieux adaptée pour résoudre un cas particulier (selon la densité du peuplement, l'exposition, l'éloignement par rapport au Nadir, ...).

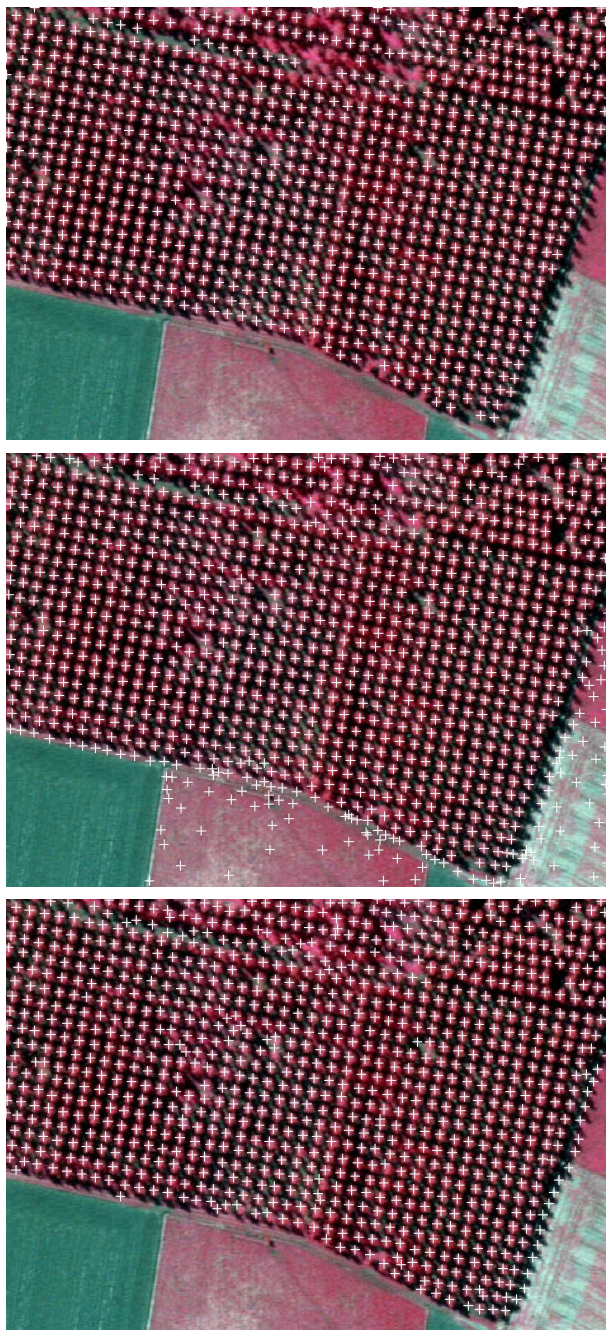


FIG. 5.2 – Haut : extraction avec notre modèle NonBay1 (866 objets). Milieu : extraction par l’algorithme RG (1023 objets). Bas : extraction par l’algorithme MRF (934 objets).

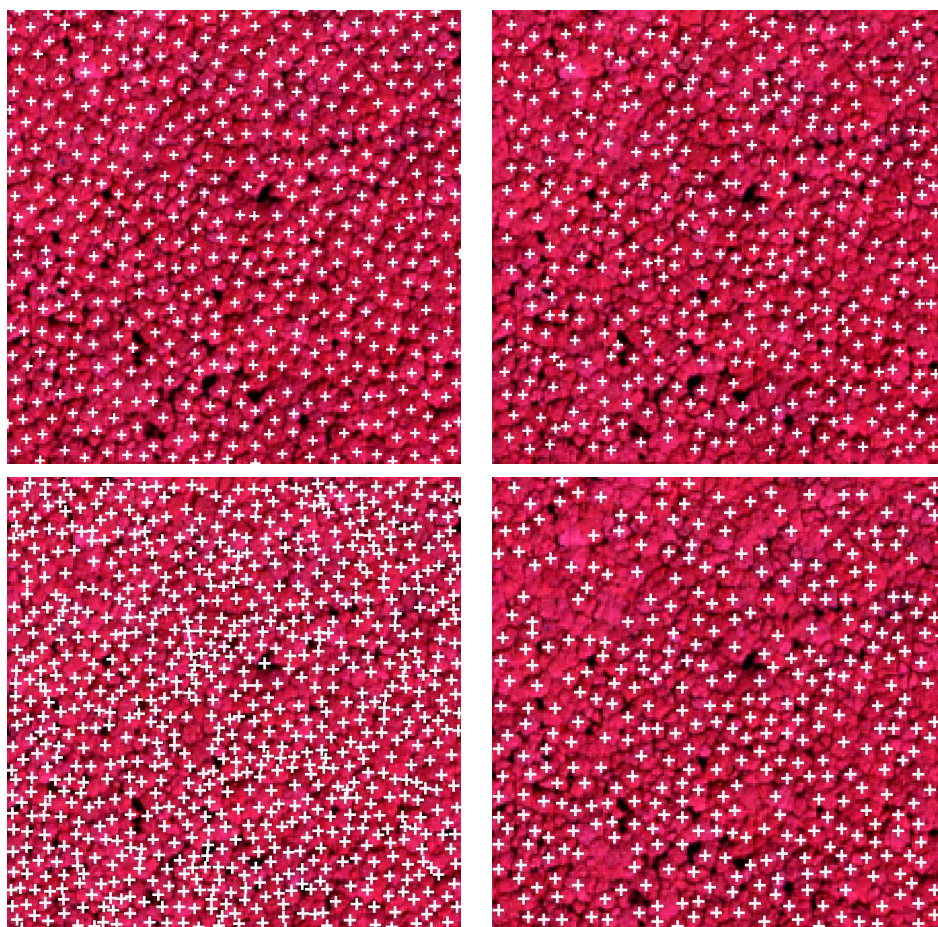


FIG. 5.3 – Haut gauche : extraction avec notre modèle Bay2 (491 objets). Haut droite : extraction par l’algorithme TM (411 objets). Bas gauche : extraction par l’algorithme RG (800 objets). Bas droite : extraction par l’algorithme MRF (376 objets).

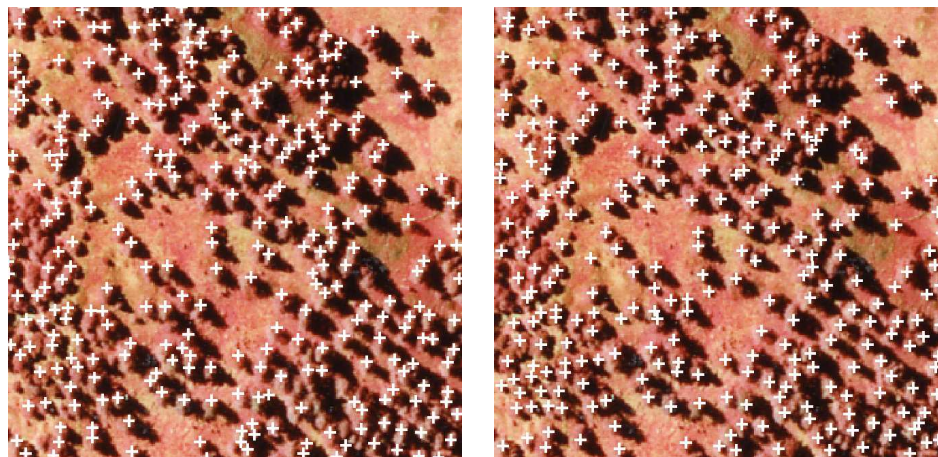


Fig. 5.4 – Gauche : extraction avec notre modèle 3D (302 objets). Droite : extraction par l'algorithme TM (288 objets).

Dans cette partie, les algorithmes que nous comparons avec notre approche par processus ponctuels marqués sont de trois types : le premier est une approche pixélique fondée sur la croissance de régions [Erikson, 2003, Erikson, 2004b], que nous nommerons RG (comme "Region Growing"), le second est l'approche objets de [Larsen, 1999], que nous nommerons TM (comme "Template Matching"), et le troisième est une approche hybride par champs de Markov à trois états, décrite dans [Eriksson *et al.*, 2006], que nous noterons MRF (comme "Markov Random Fields"). En fonction des résultats que nous avons reçus de nos collègues, nous comparons nos extractions sur chacune des images ci-dessous avec une ou plusieurs de ces approches. Afin de compléter les commentaires qui suivent, une expertise et une vérité terrain seraient nécessaires.

Pour une image de plantation, les différents algorithmes fonctionnent correctement à l'intérieur du peuplement, mais diffèrent surtout dans leur façon d'appréhender les zones de non végétation (cf Fig. 5.2). Avec les corrections apportées à notre modèle dans le chapitre 3, il semble que notre approche soit la plus robuste. Dans le cas de futaie dense (cf Fig. 5.3), les approches objets (processus ponctuels marqués ou TM) et hybride (MRF) ont tendance à sous estimer le nombre d'arbres par rapport à l'approche RG, la vérité se situant sans doute entre les deux. Les approches pixéliques de délinéation de la couronne semblent mieux adaptées aux zones denses. Elles le sont beaucoup moins pour les zones d'arbres isolés (cf Fig. 5.4) où elles ne peuvent pas extraire les houppiers, tandis que les approches objets présentent des résultats similaires. Enfin, nous ne présentons pas ici de résultats d'extraction d'arbres éloignés du Nadir, puisque notre modèle n'est pas encore adapté pour les traiter (voir par la suite). Ce type d'images, fréquent dans le cadre de photographies prises lors de vols de basse altitude, est particulièrement bien géré par l'approche TM.

5.2 Perspectives

Dans cette dernière partie, nous présentons quelques réflexions qui nécessiteraient d'être approfondies par la suite.

5.2.1 Quelle résolution pour les images ?

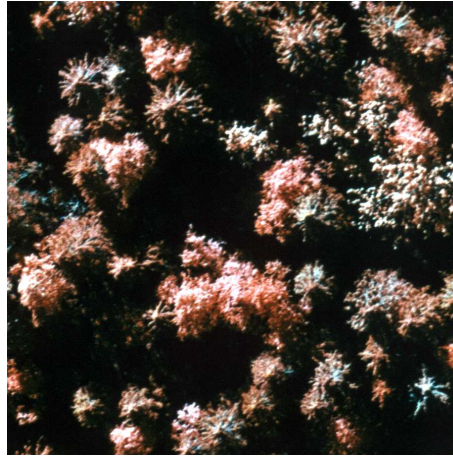


FIG. 5.5 – Image de résolution 3cm/pixel © CBA.

N'ayant testé nos algorithmes que sur des images de résolution 50cm/pixel (à peu près celle observée dans les autres algorithmes d'extraction de houppiers, comme précisé dans le chapitre 1), nous ne pouvons pas encore répondre à la question de leur robustesse par rapport à la finesse du grain, bien que celle-ci soit primordiale. En revanche, nous pouvons émettre certains constats et commencer à prévoir ce qui se passerait à d'autres résolutions. Tout d'abord, à une résolution plus fine (autour de 10 cm/pixel), nous pourrions remarquer que la géométrie des objets dans le plan horizontal (ellipses) est moins adaptée. Nous verrions, en effet, à cette résolution beaucoup de détails sur les houppiers, un contour moins lisse notamment, qui seraient sans doute mal appréhendés par notre approche géométrique. La FIG. 5.5 présente ainsi une image de la forêt suédoise de résolution 3cm/pixel, appartenant au Center for Image Analysis (CBA) d'Uppsala (Suède). L'altitude du vol est ici moins élevée que dans les images de l'IFN. Il semblerait que la meilleure façon de relier nos modèles à cette résolution soit d'extraire des objets sur une image recalculée de résolution moins fine, tout en utilisant cette meilleure résolution pour travailler sur la texture des objets pour proposer une classification par exemple.

Un autre intérêt de travailler avec une meilleure résolution est de pouvoir extraire des arbres plus petits, et donc plus jeunes. Comme le montre le résultat de la figure FIG. 5.6, les jeunes arbres de la plantation du haut de l'image ne sont pas tous extraits, ceci étant dû au trop faible nombre de pixels qui les représentent. On retrouverait ce problème pour

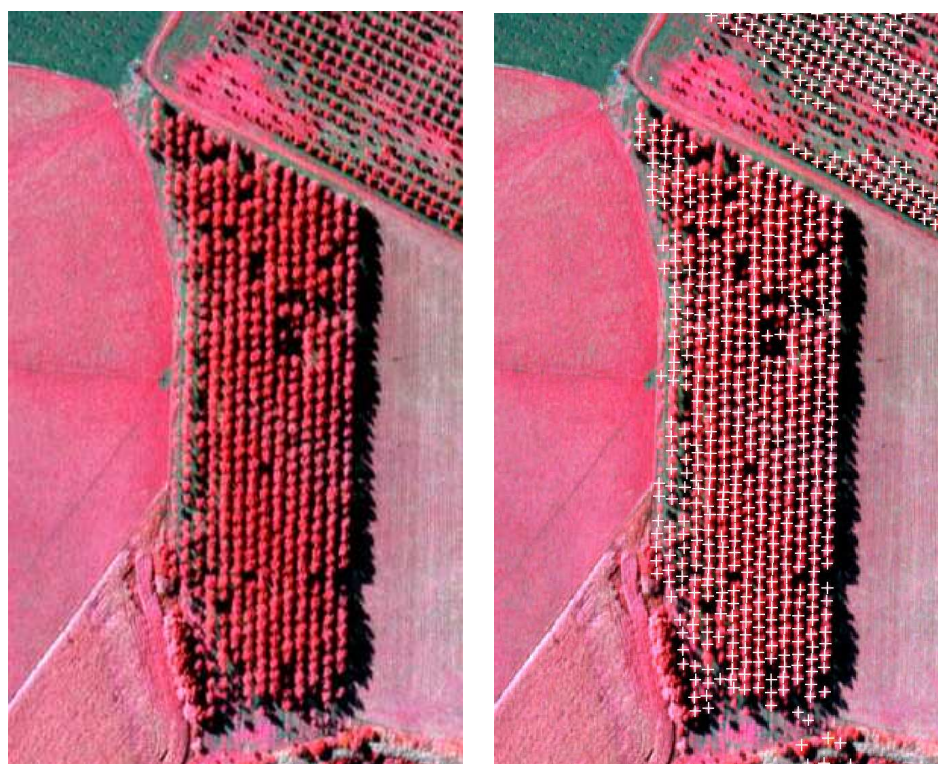


FIG. 5.6 – Gauche : image d'origine comportant deux plantations d'âges distincts © IFN.
Droite : résultat de l'extraction : les plus petits objets ne sont pas détectés.

des arbres plus gros en travaillant avec une résolution moins fine de l'ordre de quelques mètres. De plus, ni le modèle 2D ni le modèle 3D ne semblent adaptés pour les extraire au vu de la taille minuscule de l'ombre de certains arbres sur l'image. On les devine à l'oeil nu cependant, en observant un changement de radiométrie grâce à leur ombre, et en vertu de la connaissance de la régularité du positionnement des arbres dans une plantation.

5.2.2 Des ellipses aux disques

Une première perspective de développement ou plutôt une modification simple du modèle existant pourrait être envisagée. Il s'agirait de simplifier l'espace objet, ce qui nous permettrait d'accélérer la convergence de l'algorithme. La taille de cet espace étant fixée par des paramètres physiques a_m et a_M , correspondant au rayon minimum et au rayon maximum des arbres détectés, nous devrions plutôt essayer d'en modifier la dimension. Aussi, après avoir commencé au début de cette thèse avec un modèle de disques [Perrin *et al.*, 2004, Perrin *et al.*, 2005c, Perrin *et al.*, 2005b] (3 paramètres : la position du centre et le rayon) au lieu du modèle d'ellipses (5 paramètres) présenté dans ce manuscrit, il serait important d'étudier plus en détail ce modèle initial, et en particulier de définir pour quels types d'images on pourrait se permettre de ne garder que 3 paramètres pour décrire les objets. Il semblait à l'époque, par exemple, que le disque était tout à fait adapté pour extraire les arbres de plantations proches du Nadir, le changement de l'objet de base ayant été fait dans la perspective de travailler sur des objets plus généraux, déformés par la prise de vue, ou sur des houppiers non parfaitement circulaires.

5.2.3 Prendre en compte la couleur

Comme remarqué dans les chapitres précédents, nos modèles d'extraction de houppiers opèrent sur des images de niveaux de gris, qui ne comportent que la bande NIR. Il serait intéressant, pour rendre le terme d'attache aux données de l'énergie du processus plus robuste, et ainsi pour limiter le nombre de fausses alarmes (cf Fig. 3.22), d'inclure dans le terme détecteur des informations relatives aux trois bandes de la photographie. Il faudra juste tenir compte du fait que celles-ci dépendent du réglage du capteur, des conditions extérieures et de la sensibilité du scanner, une normalisation sera donc sans doute nécessaire. A noter que ces trois bandes seraient utiles dans une perspective de classification par la teinte des houppiers (voir la suite).

5.2.4 Corrections physiques du modèle

Une autre perspective de tout premier plan, dans l'optique d'améliorer les différents modèles d'extraction sur les images aériennes, consisterait à prendre en compte le fait que, sur les photographies, les arbres ne sont pas tous visibles de la même façon, selon leur distance au point Nadir (cf Fig. 1.11). Plus on se rapproche de ce point, et plus la forme du houppier est proche d'une ellipse, le centre de celle-ci étant la position de la tige (supposée se situer au centre de la couronne), et donc plus nos modèles sont adaptés. A l'inverse, plus on s'en éloigne, plus les arbres sont visibles de côté et moins l'ellipse initiale n'a de sens étant

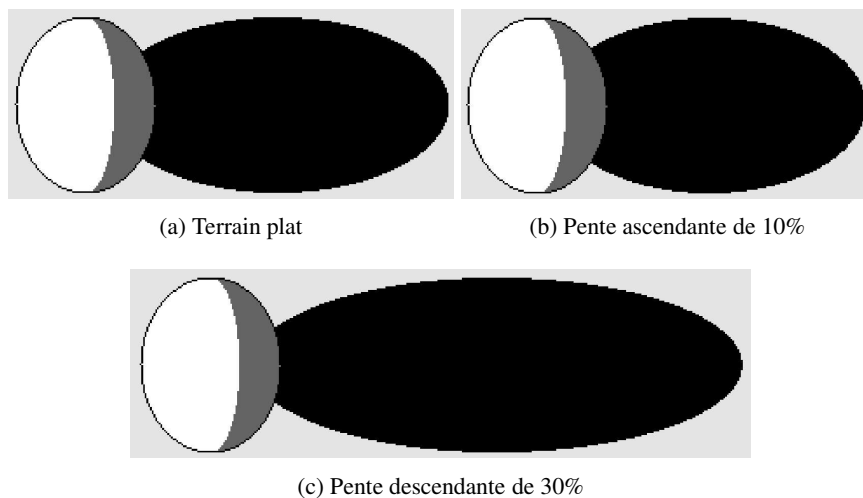


FIG. 5.7 – Quelques rendus de l'éclairage d'un objet u de taille $a = 5$, $b = 4$, $H = 20$, $\theta = 0$, suivant différentes pentes de terrain dans la direction des rayons du soleil. En blanc : partie de la silhouette $\mathcal{S}_p^i(u)$ éclairée directement par la source lumineuse. En gris : partie de la silhouette $\mathcal{S}_p^o(u)$ ombragée. En noir : ombre portée $\mathcal{O}_p(u, \mathbf{x})$ de l'objet.

donné que ni son centre, ni même sa taille ne correspondront au centre de la couronne et au diamètre de celle-ci. Une solution, bien que gourmande en temps de calcul, pourrait être de ne considérer que des objets 3D dans l'image, comme dans le chapitre 4, puis d'utiliser leur projection sur le plan de la photographie dans le calcul de l'attache aux données (pour gagner du temps de calcul, ceci pourrait se faire seulement pour les objets éloignés du Nadir). Il s'agirait ainsi, à chaque itération proposant des perturbations d'un objet $x \in \mathbf{x}$, de calculer ce que l'on voit depuis l'avion de cet objet x .

Toujours dans le même esprit de se conformer de plus en plus à la réalité, nous pourrions utiliser un modèle du type lancé de rayons pour prendre en compte la compétition pour la lumière entre les objets de la configuration, et ainsi le fait qu'ils peuvent se faire de l'ombre. Ce phénomène existe d'autant plus dans les zones denses, et lorsque le terrain est accidenté où les arbres surélevés cachent les autres. Finalement, un tel modèle tendrait vers l'approche par "templates" proposée dans [Larsen, 1999], la seule différence étant que les patrons seraient dans notre cas, en nombre illimité, créés à la volée au cours de l'algorithme, et non pas calculés en prétraitement. Une autre différence est que nous prendrions en compte l'objet entier et non pas une imagerie afin d'extraire, en plus de la position de l'arbre, ses caractéristiques de forme.

Enfin, la topographie du terrain devrait être intégrée au modèle d'extraction de houppiers, surtout dans les zones montagneuses, car elle conditionne significativement l'apparence des objets sur la photographie. Par exemple, la taille de l'ombre sur laquelle nous appuyons pour extraire, mais également estimer, la hauteur des arbres dans le modèle 3D

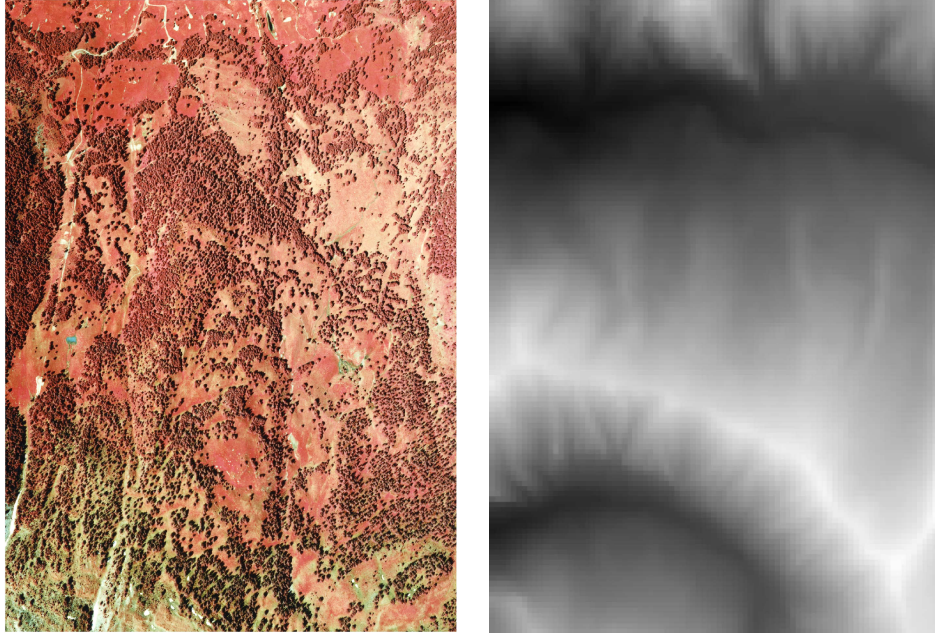


FIG. 5.8 – Gauche : image d'un mélezin dans les Alpes Maritimes ©IFN. Droite : MNT associé (maille de 50 mètres, précision en Z inférieure à 10 mètres) ©IGN.

est directement liée à ce paramètre (cf FIG. 5.7). Aussi, il pourrait être intéressant de caler sur l'image un Modèle Numérique de Terrain (MNT), comme celui de l'IGN que possède l'IFN sur toute la France (maille de 50 mètres et de précision inférieure à 10m en altitude), dans le but notamment d'orthorectifier les photographies (cf FIG. 5.8), afin de corriger nos calculs de projection d'ombres portées $\mathcal{O}_P(u, \mathbf{x})$ sur le sol dans le terme d'énergie d'attache aux données. Ici encore, les temps de calcul seraient allongés, et la question du pourcentage d'erreur admissible sur la hauteur des arbres devra peser dans la décision de mettre en place ou non une telle coopération entre les données. Un résultat tenant compte du MNT est proposé dans la FIG. 5.9. Il corrige l'estimation des hauteurs des arbres sur terrain plat de la FIG. 4.17.

5.2.5 Formes et texture pour la classification

Dans le modèle 3D présenté au chapitre 4, les objets du processus sont des ellipsoïdes, du fait du choix du paramètre $n = 2$ dans l'équation (4.2). De même, la hauteur de la tige à la base de l'arbre t est fixée. Ces choix ont été opérés pour minimiser la taille de l'espace objet, dans le but d'accélérer l'optimisation, et pour simplifier les calculs de projection sur le sol de l'ombre portée. De plus, ils semblent se comporter correctement pour une première approximation de la forme de l'arbre.

Cependant, il serait intéressant, dans un deuxième temps, de tester d'autres formes de

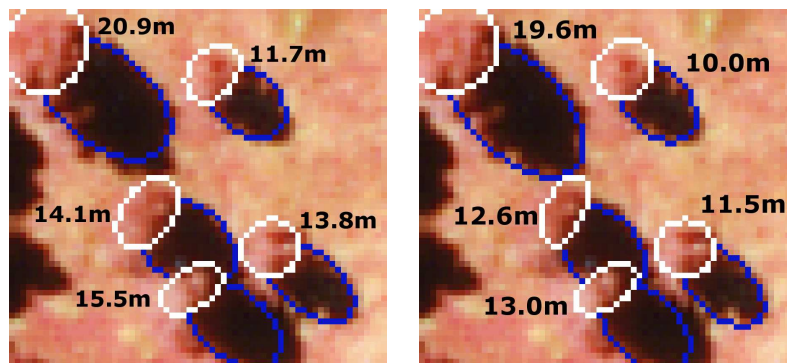


FIG. 5.9 – Gauche : extraction avec le modèle 3D présenté au chapitre 4, en considérant le terrain plat. Droite : extraction avec le modèle 3D en supposant une pente de 20% dans la direction en bas à droite de l'image. Les chiffres représentent la hauteur de l'arbre détecté.

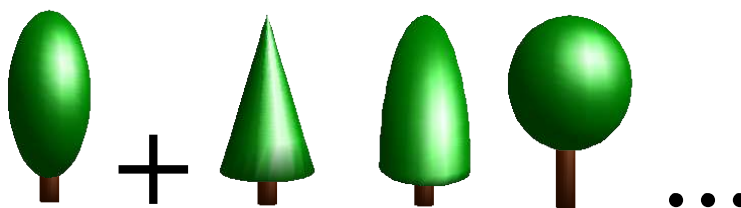


FIG. 5.10 – Différentes formes simples de houppiers.

houppiers, allant de la sucette classique (demi ellipsoïde) au cône ($n = 1$) comme présenté dans la FIG. 5.10, afin de pouvoir associer à chaque groupe d'espèces la forme qui lui convient le mieux. Ainsi, les groupes des feuillus auront pour certains plutôt des houppiers arrondis (chênes, hêtres, châtaigniers, frênes, ...), d'autres des houppiers pointus (peupliers, bouleaux, ...), tandis que les résineux pourront être associés à des cônes (sapins, pins, ...). Pour définir un objet, il faudrait alors ajouter une marque f correspondant à la forme de l'arbre lui étant associée, ainsi qu'au besoin une marque pour la hauteur de la tige à la base. Nous pourrions nous attendre, avec il est vrai sans doute une résolution plus fine des images (cf paragraphe précédent), à discerner le groupe d'espèces (ou d'âges) auquel appartient l'objet, à partir d'une étude texturale de la teinte des houppiers et de la forme de l'ombre au sol. Pour cela, il faudrait modifier le calcul de la projection au sol du houppier pour calculer les ombres correspondant aux différentes formes proposées, et imbriquer dans l'énergie d'attache aux données un terme de texture (après avoir trouvé des paramètres discriminants pour attribuer telle texture à tel groupe d'espèces) : au cours de la minimisation de l'énergie, on associerait alors à un objet la marque f , représentant un groupe d'espèces, répondant le mieux à sa colorimétrie et à la forme de son ombre.

Le but ultime serait ainsi d'opérer par ces moyens une sorte de classification des houppiers (reste à définir sur quelles critères : groupes d'espèces, âges, ... ?) au cours de la simulation. Il est à noter que des travaux de caractérisation des houppiers par leur forme menés au CIRAD, au Cémagref et à l'INRA, ainsi que l'étude sur la classification des houppiers par leur forme proposée dans l'ARC Mode de Vie, pourraient se révéler utiles dans cette optique. De même, les travaux présentés dans [Gougeon *et al.*, 2001b] pourraient donner des premières idées de paramètres texturaux aidant à classer les houppiers.

5.2.6 Relier le traitement des images aux modèles de croissance

Le travail présenté dans ce manuscrit s'insère dans les recherches menées au Laboratoire MAS de l'ECP en tant que sujet connexe aux études de modélisation de croissance des plantes (équipe Greenlab commune ECP-CIRAD devenue projet Digiplante, rattaché à l'INRIA Rocquencourt). Issus des modèles AMAP du CIRAD, ces modèles ont pour vocation de caractériser les phénomènes qui régissent la croissance de la plante isolée et au sein d'un peuplement (fonctionnement physiologique, influence des paramètres environnementaux comme la température ou les ressources en eau, compétition spatiale dans un peuplement, etc) et de les retranscrire algorithmiquement : l'objectif est donc de tendre vers des plantes et plantations virtuelles permettant d'optimiser par des simulations, une fois les modèles calibrés, les modes de fonctionnement des cultures.

L'interaction entre ces modèles de croissance et l'analyse d'images de télédétection est sans doute une problématique d'avenir. Elle a d'ailleurs été le cadre de l'ARC Mode de Vie (INRIA-EPC-LIAMA), à laquelle les travaux d'extraction de houppiers participent. Il s'agit, du côté des traiteurs d'images, d'extraire des paramètres sur des images de peuplements pour aider à la calibration des modèles de croissance. Réciproquement, à partir d'une extraction d'arbres dans un peuplement à un instant T , il est intéressant de savoir ce que peut devenir le paysage à un instant $T + dT$ en utilisant les modèles de croissance sur les arbres extraits. Les informations utiles, que nous devrions extraire des images, concernent le nombre d'arbres, la densité de la population, la classification par groupes d'espèces ou groupe d'âges, la hauteur des arbres, la biomasse du peuplement, ainsi que des informations liées à l'interception lumineuse (du type LAI, "Leaf Area Index" ou LIR, "Light Interception Ratio").

Aussi, notre travail n'est qu'une brique dans le processus côté analyse d'images qui comprend une première partie en amont de la segmentation de l'image en des zones de structures homogènes, l'extraction des arbres, puis la classification par forme ou par texture. Il ressort de nos résultats que, bien que des informations de bas niveau tels que le nombre d'arbres, une estimation de leur diamètre et parfois de leur hauteur (pour les peuplements non denses et les plantations) puissent être extraits des images, rien ne nous permet à l'heure actuelle de récupérer des informations à l'échelle de la feuille (comme la surface totale des feuilles) pour permettre une estimation précise de la biomasse, ni même sur l'interception lumineuse des houppiers. Des données de type Radar ou Lidar (cf chapitre 1) pourraient se révéler utiles pour compléter les informations extraites sur les images aériennes

[Leckie *et al.*, 1998, Popescu *et al.*, 2004, Bhogal *et al.*, 1998].

5.2.7 Estimation des paramètres du modèle

Comme remarqué tout au long du manuscrit, les différents modèles donnent des résultats d'extraction plus ou moins bons selon le jeu de paramètres choisi. Parmi les paramètres introduits, ceux de l'énergie $U(\mathbf{x})$ de la configuration, c'est à dire ceux de la densité $f(\mathbf{x})$ du processus objet, sont les plus critiques et ont, sans doute, la plus grande influence sur le résultat final. La calibration de ces paramètres, et, lorsque c'est envisageable, leur estimation, sont des étapes qu'il ne faut pas négliger. Nous pouvons nous inspirer des méthodes décrites dans [Descombes *et al.*, 1997, Descombes *et al.*, 2001b, van Lieshout et Stoica, 2003], qui concernent déjà le problème de l'estimation des paramètres de densité d'un processus ponctuel.

Revenons tout d'abord brièvement sur ce que nous appelons estimation des paramètres. Supposons que nous avons une réalisation $\mathbf{x}_0$ de notre processus ponctuel marqué, et notons $f_\theta(\mathbf{x})$ la densité du processus qui l'a engendrée à partir du jeu de paramètres θ . Dans le cas général, cette densité peut s'écrire sous forme exponentielle de la façon suivante :

$$f_\theta(\mathbf{x}) = \frac{1}{c(\theta)} \exp(-\langle \theta | T(\mathbf{x}) \rangle) = \exp\left(-\sum_{i=1}^n \theta^i T_i(\mathbf{x})\right) = \frac{1}{c(\theta)} h_\theta(\mathbf{x}) \quad (5.1)$$

où les fonctions $T_i(\mathbf{x})$ sont des statistiques calculées sur la configuration $\mathbf{x}$, et $c(\theta)$ la constante de normalisation (notée Z précédemment) de la densité non normalisée $h_\theta(\mathbf{x})$:

$$c(\theta) = \int_{N^I} f_{\theta_p}^p(\mathbf{x}) \pi_\nu(d\mathbf{x}) \quad (5.2)$$

Nous souhaitons estimer les paramètres $\widehat{\theta} \in \Theta$ qui rendent l'observation $\mathbf{x}_0$ la plus vraisemblable au sens de la densité, c'est à dire ceux qui maximisent la vraisemblance $L_{\mathbf{x}_0}(\theta)$ suivante :

$$\begin{cases} \widehat{\theta} = \arg \max \{L_{\mathbf{x}_0}(\theta)\} \\ L_{\mathbf{x}_0}(\theta) = \frac{1}{c(\theta)} h_\theta(\mathbf{x}_0) \end{cases} \quad (5.3)$$

$\widehat{\theta}$ est appelé l'estimateur maximum de la vraisemblance (ou MLE pour "Maximum Likelihood Estimator"). Il ne peut pas être directement calculé puisque nous ne connaissons pas $c(\theta)$. Il est alors courant de maximiser, au lieu de $L_{\mathbf{x}_0}(\theta)$, la log-vraisemblance $\mathcal{L}_{\mathbf{x}_0}(\theta)$ exprimée par rapport à un point fixe $\psi \in \Theta$:

$$\mathcal{L}_{\mathbf{x}_0}(\theta) = \log\left(\frac{h_\theta^p(\mathbf{x}_0)}{h_\psi^p(\mathbf{x}_0)}\right) - \log\left(\frac{c(\theta)}{c(\psi)}\right) = -\langle (\theta - \psi) | T(\mathbf{x}_0) \rangle - \log\left(\frac{c(\theta)}{c(\psi)}\right) \quad (5.4)$$

Dans le cas de fonctions de densité exponentielles, cette log-vraisemblance est concave, il existe donc un unique MLE $\widehat{\theta}$ satisfaisant $\nabla \mathcal{L}_{\mathbf{x}_0}(\widehat{\theta}) = 0$, avec

$$\nabla \mathcal{L}_{\mathbf{x}_0}(\theta) = -T(\mathbf{x}_0) + \mathbb{E}_\theta(T) \quad (5.5)$$

Une propriété intéressante de ce jeu de paramètres est que les espérances des statistiques $T_i(\mathbf{x})$ qu'il engendre en simulant le processus défini par la densité $f_{\hat{\theta}}(\mathbf{x})$ sont égales à celles rencontrées sur l'observation $\mathbf{x}_0$:

$$\mathbb{E}_{\hat{\theta}_p}(T) = T(\mathbf{x}_0) \quad (5.6)$$

Le calcul exact du MLE est impossible, mais il existe différentes méthodes d'approximation par algorithmes de Monte Carlo pour l'approximer. Une des approches possibles pour estimer le MLE $\hat{\theta}$ est le "Monte Carlo Likelihood" (MCL, [Geyer et Thompson, 1992]), qui consiste à simuler une chaîne de Markov (X_n) pour calculer des approximations de la log-vraisemblance et la maximiser. Cette méthode repose sur ce qu'on appelle l'"importance sampling", qui permet d'estimer les quotients des constantes de normalisation $c(\theta)$ pour différents jeux de paramètres θ . En effet, en gardant les mêmes notations que précédemment, soient deux densités non normalisées $h_\theta(\mathbf{x})$ et $h_\psi(\mathbf{x})$ issues de familles exponentielles engendrées par les paramètres $\theta \neq \psi$. On a (cf [Geyer et Møller, 1998] pour une démonstration de ce résultat) :

$$\frac{c(\theta)}{c(\psi)} = \mathbb{E}_\psi \left(\frac{h_\theta}{h_\psi} \right) \quad (5.7)$$

Ainsi, une seule série d'échantillons $(X_i)_{i=1\dots N}$ ayant pour distribution d'équilibre $f_\psi(\mathbf{x})\pi_\nu(d\mathbf{x})$ est nécessaire pour estimer le quotient des constantes de normalisation $\frac{c(\theta)}{c(\psi)}$, puisque :

$$\widehat{\left(\frac{c(\theta)}{c(\psi)} \right)} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{h_\theta(X_i)}{h_\psi(X_i)} = c_N(\theta) \quad (5.8)$$

L'ergodicité de la chaîne assure que l'estimateur $c_N(\theta)$ converge presque sûrement vers $\frac{c(\theta)}{c(\psi)}$ quand $N \rightarrow \infty$. Ce résultat est essentiel puisqu'il nous permet de calculer l'espérance de fonctions $g \in L^1(N^f)$ par rapport à la loi de densité f_θ sans la simuler, mais avec seulement la simulation de f_ψ . En effet, on a :

$$\mathbb{E}_\theta(g) = \frac{c(\psi)}{c(\theta)} \mathbb{E}_\psi \left(g \cdot \frac{h_\theta}{h_\psi} \right) = \frac{\mathbb{E}_\psi \left(g \cdot \frac{h_\theta}{h_\psi} \right)}{\mathbb{E}_\psi \left(\frac{h_\theta}{h_\psi} \right)} \quad (5.9)$$

Ce que l'on peut réécrire, en reprenant les notations précédentes avec $(X_i)_{i=1\dots N}$ une collection de configurations générées par f_ψ :

$$\widehat{\mathbb{E}_\theta(g)} = \sum_{i=1}^N g(X_i) \omega(X_i) \quad (5.10)$$

où

$$\omega(X_i) = \frac{\frac{h_\theta(X_i)}{h_\psi(X_i)}}{\sum_{j=1}^N \frac{h_\theta(X_j)}{h_\psi(X_j)}} \quad (5.11)$$

sont appelés les poids de l'"importance sampling" ("importance weights").

En pratique, [Descombes *et al.*, 1999] fait remarquer que les vecteurs de paramètres ψ et θ doivent être assez proches pour que l'estimation de l'équation (5.7) reste assez précise. En effet, l'importance sampling ne marche que si les poids sont du même ordre de grandeur, il existe des critères pour définir des voisinages du vecteur de paramètres ψ pour lesquels l'estimation est robuste. Ces poids nous permettent de déduire une approximation de la log-vraisemblance puisque, d'après les équations (5.4) et (5.8), on a :

$$\mathcal{L}_{\mathbf{x}_0}(\theta) = - \langle (\theta - \psi) | T(\mathbf{x}_0) \rangle - \log \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \exp(- \langle (\theta - \psi) | T(X_i) \rangle) \right) \quad (5.12)$$

Dans le cadre d'une écriture exponentielle de la densité non normalisée, on obtient :

$$\nabla \mathcal{L}_{\mathbf{x}_0}(\theta) = -T(\mathbf{x}_0) + \frac{\mathbb{E}_{\psi}(\exp(- \langle \theta - \psi | T \rangle) T)}{\mathbb{E}_{\psi}(\exp(- \langle \theta - \psi | T \rangle))} \quad (5.13)$$

soit

$$\widehat{\nabla \mathcal{L}_{\mathbf{x}_0}(\theta)} = -T(\mathbf{x}_0) + \sum_{i=1}^N T(X_i) \omega(X_i) \quad (5.14)$$

En pratique, des algorithmes de descente de gradient conjugué permettent d'obtenir une approximation de $\hat{\theta}$.

En conclusion, étant donnée une configuration d'objets $\mathbf{x}_0$, des méthodes MCMC permettent d'obtenir le jeu de paramètres optimal (MLE) qui représentent correctement cette configuration. Il s'agit d'une estimation de paramètres en données complètes. Travaillant en données incomplètes dans le cadre de notre problème, nous avons besoin d'un algorithme itératif de type EM pour revenir dans le cadre des données complètes, pour générer à chaque itération une nouvelle configuration $\mathbf{x}_0$ sur laquelle estimer le jeu de paramètres. Dans un premier temps, l'estimation des paramètres pourrait s'implanter sur le modèle a priori seul, et nous nous y sommes d'ailleurs attachés. Cependant, les statistiques $T(\mathbf{x}_0)$, et plus particulièrement celle représentant la superposition des objets, ont parfois des valeurs extrêmement faibles, ce qui a pour conséquence de fausser grandement l'estimation du paramètre $\hat{\theta}$ associé. Il semblerait que l'estimation des paramètres soit, en revanche, envisageable sur le modèle d'agrégats, tandis qu'une calibration des paramètres semble être la meilleure solution pour les paramètres du terme d'attache aux données.

5.2.8 Optimisation de l'algorithme MHG

Bien que les temps de calcul de nos algorithmes sur des zones de quelques hectares soient de l'ordre de 20 minutes, un travail important reste à entreprendre au niveau de l'optimisation de l'algorithme MHG, d'autant plus si ces modèles sont amenés à être testés à grande échelle. La qualité de l'échantillonnage et de la dynamique de l'algorithme est en effet un élément clef. Que ce soit au niveau de l'initialisation, du choix des mouvements du noyau de proposition ou de la décroissance de la température, plusieurs remarques et suggestions peuvent être émises :

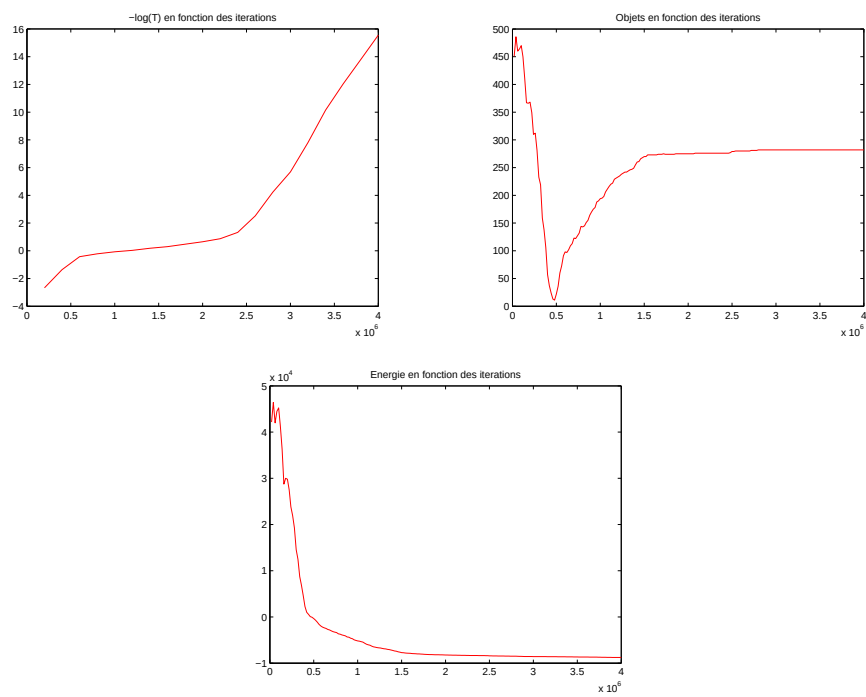


FIG. 5.11 – Haut gauche : schéma de décroissance adaptative de la température. Haut droit : évolution du nombre d'objets au cours de la simulation. Bas : évolution de l'énergie au cours de la simulation.

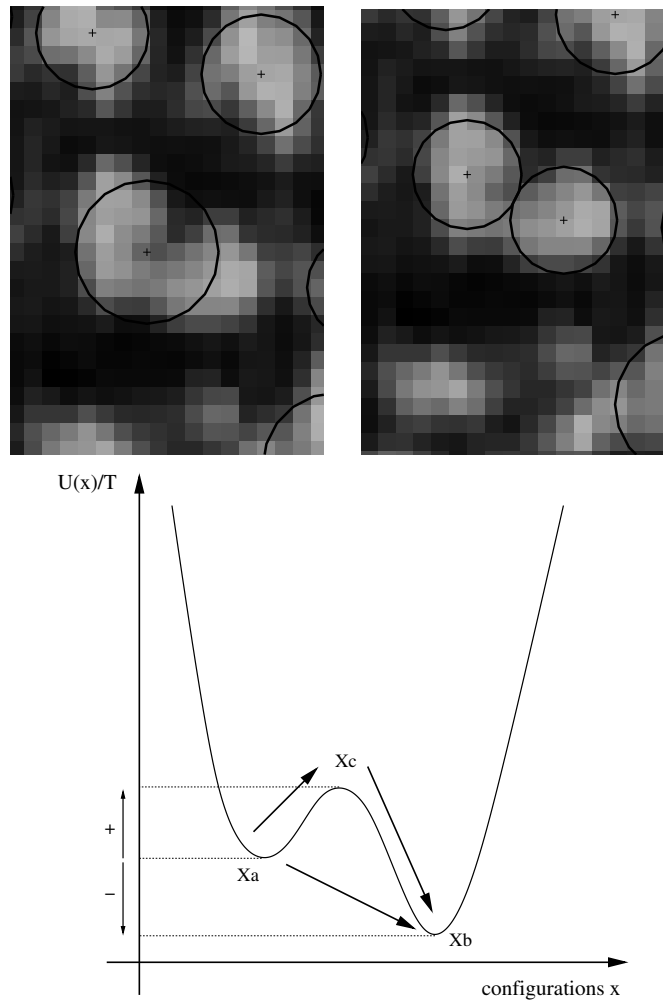


FIG. 5.12 – Haut gauche : un minimum local x_a composé d'un objet détectant deux arbres. Haut droit : le minimum global x_b composé de deux objets. Bas : graphique de l'énergie associée, le mouvement de fusion / division permettant en un mouvement de passer de x_a à x_b , alors qu'il faudrait passer par un état intermédiaire x_c avec seulement les mouvements simples et le noyau de naissance et mort.

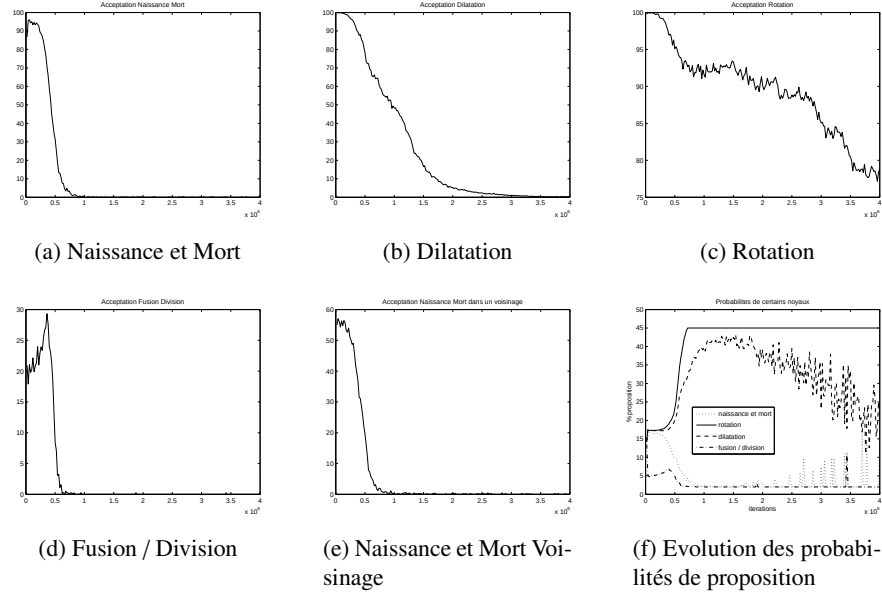


FIG. 5.13 – Acceptations et propositions des mouvements du noyau.

1. **initialisation pertinente** - Dans les exemples montrés précédemment, la configuration initiale de l'algorithme est la configuration vide. Associée à une température T_0 élevée, les premières itérations sont consacrées à rejoindre l'état d'équilibre vers le processus de Poisson de référence. Les choix des bons objets n'interviennent qu'à partir d'un seuil de température appelé **température critique**, à partir de laquelle seuls les bons objets (au sens de l'énergie du modèle) sont conservés, les autres étant éliminés (d'où la chute brutale du nombre de points observée dans FIG. 5.11). Aussi, nous pouvons considérer que ces premières itérations sont du temps perdu puisque l'équilibre atteint est cassé à partir de la température critique. Le recuit adaptatif que nous utilisons [Ortner, 2004, Perrin *et al.*, 2005a] permet en partie de limiter cette perte, en accélérant la décroissance de la température au début de l'algorithme et en la ralentissant lorsque la température critique [Stoica *et al.*, 2004] est détectée (elle correspond à une forte décroissance de l'énergie). L'idéal serait, cependant, de pouvoir proposer une initialisation intelligente $\mathbf{x}_0 \neq \{\emptyset\}$, obtenue par prétraitement de l'image (comme une grille d'objets répartis sur toute la zone de végétation pour une plantation, ou bien des objets dans les maxima locaux du NDVI), et de conserver son information au cours des premières itérations. Cela nécessiterait d'être capable de calculer la température T_0 correspondant à cette configuration initiale, ie celle pour laquelle $\mathbf{x}_0$ est une configuration représentative. Autrement, l'information serait perdue puisque si la température est trop haute, on assisterait à une réorganisation des objets suivant la loi du processus de référence $\pi_v(\cdot)$, et si elle est trop basse, on risquerait de se trouver bloqué dans un minimum local autour de la configuration initiale. Une autre proposition serait d'essayer d'associer un paramètre de température

à chaque objet, qui interagirait avec la température globale du système, afin que des mauvais objets puissent toujours être testés et acceptés à basse température.

2. **noyau de proposition intelligent** - La construction de transformations pertinentes telles que la fusion / division (cf Fig. 5.12) ou la naissance et mort dans un voisinage doit être encouragée puisqu'elles permettent d'obtenir des bons résultats plus rapidement. Ces transformations vont, en effet, dans le sens du modèle et de la solution recherchée. Le formalisme introduit dans [Green, 1995] est en cela intéressant puisqu'il permet d'ajouter à volonté des mouvements au noyau de proposition global (sous réserve d'assurer la réversibilité de la chaîne). D'autres mouvements, allant plus dans le sens des données (comme le fait le noyau de naissance et mort non homogène, lorsque la mesure de référence du processus de Poisson est non homogène), mériteraient d'être examinés. Nous pensons notamment au "Data Driven MCMC" détaillé dans [Tu et Zhu, 2002].
3. **composition du noyau de proposition** - Une fois les différentes transformations modélisées dans le noyau de proposition, la probabilité p_m avec laquelle on choisit d'utiliser le mouvement $Q_m(\cdot)$, fixée jusqu'alors, pourrait évoluer au cours du temps. En effet, lorsque l'on étudie le pourcentage d'acceptation de ces mouvements en fonction de la température, on se rend compte que certains mouvements sont très peu acceptés à basse température (fusion / division, naissance et mort uniformes). Il serait donc intéressant de construire une heuristique ou d'étudier théoriquement un moyen de calculer les probabilités p_m optimales. Par exemple, si l'on note p_m^k la probabilité de proposer le noyau $Q_m(\cdot, \cdot)$ dans le palier situé entre les iterations $k * N_p + 1$ et $(k+1) * N_p$ (N_p fixé), nous pourrions décider de la mettre à jour en fonction du nombre de mouvements $Q_m(\cdot, \cdot)$ acceptés $N_a(m, k)$ dans ce palier, par rapport au nombre de propositions $N_p(m, k)$:

$$\forall Q_m(\cdot, \cdot) \quad p_m^k = p_{min} + (1 - p_{min} * N_Q) \frac{\frac{N_a(m, k)}{N_p(m, k)}}{\sum_j \frac{N_a(j, k)}{N_p(j, k)}} \quad (5.15)$$

avec N_Q le nombre de mouvements composant le noyau, et p_{min} la probabilité minimum de proposer un noyau au cours de l'algorithme. Les graphiques de la Fig. 5.13 montrent qu'avec cette heuristique, les mouvements simples (translation, rotation et dilatation) sont les plus proposés en fin de simulation, tandis que les noyaux complexes tels que naissance et mort, fusion / division sont de moins en moins acceptés. D'ailleurs, on observe que le mouvement de rotation est le seul à conserver des taux d'acceptation extrêmement élevés, au dessus de 80%, ce qui peut s'expliquer par le fait que les ellipses sur l'image testée (extrait d'une plantation proche du Nadir) sont très proches de cercles, ce qui fait qu'une rotation ne modifie pas tellement l'énergie du modèle puisqu'elle modifie très peu la silhouette de l'objet. Aussi, en plus de la minorer, nous avons également majoré la probabilité p_m dans la Fig. 5.13 à 45%, pour éviter de proposer seulement des rotations. Il serait intéressant de poursuivre cette étude afin de mieux définir nos mouvements, et évaluer l'impact d'une telle mise à jour des probabilités sur la rapidité de convergence de la chaîne de Markov.

4. **du déterministe dans le stochastique** - Enfin, une dernière piste qu'il faudrait explorer et qui avait déjà été soumise à réflexion dans [Lacoste, 2004] est celle d'utiliser une optimisation déterministe, pendant ou après le recuit simulé, comme par exemple en fixant une température nulle à partir d'un certain seuil. On se rend compte en effet que moins de 1% des mouvements (hormis la rotation) sont acceptés à très basse température, il serait intéressant de les proposer différemment, en employant des critères déterministes.

Annexe A

Rappels sur les chaînes de Markov et la théorie ergodique

Dans cette annexe, nous rappelons les principales propriétés des chaînes de Markov. Nous notons Ψ l'espace de travail, et nous recherchons des conditions suffisantes pour que la chaîne de Markov converge vers une distribution $\pi(\cdot)$ sur Ψ , quel que soit l'état initial.

A.1 Notions sur les chaînes de Markov

A.1.1 Premières définitions

Nous rappelons brièvement la définition d'une chaîne de Markov.

Définition 10

Une suite aléatoire de configurations $(\mathbf{x}_i)$ forme une **chaîne de Markov** si la loi conditionnelle de $\mathbf{x}_j$ sachant $\mathbf{x}_{j-1}, \mathbf{x}_{j-2}, \dots$ est la même que celle de $\mathbf{x}_j$ sachant $\mathbf{x}_{j-1}$.

On dit de plus que la loi est **homogène** si la loi de $(\mathbf{x}_{j_1}, \dots, \mathbf{x}_{j_k})$ sachant $\mathbf{x}_{j_0}$ est la même que celle de $(\mathbf{x}_{j_1-j_0}, \dots, \mathbf{x}_{j_k-j_0})$ sachant $\mathbf{x}_0$ pour tout k et tout $(k+1)$ -uplets $j_0 \leq j_1 \leq \dots \leq j_k$.

Définition 11

On appelle **noyau de transition** toute fonction $K(\cdot, \cdot)$ définie sur $\Psi \times \mathcal{B}(\Psi)$ telle que :

1. $\forall \mathbf{x} \in \Psi$, $K(\mathbf{x}, \cdot)$ est une mesure de probabilité.
2. $\forall B \in \mathcal{B}(\Psi)$, $K(\cdot, B)$ est mesurable.

Une chaîne de Markov est caractérisée par :

1. Sa loi initiale, c'est à dire la loi selon laquelle est tiré le premier échantillon $\mathbf{x}_0$.

2. Son noyau de transition, qui caractérise comment la chaîne passe d'un échantillon au suivant.

Ce noyau nous permet de connaître le comportement de la chaîne puisque $\forall(k, B) \in (\mathbb{N} \times \mathcal{B}(\Psi))$:

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(\mathbf{x}_{k+1} \in B | \mathbf{x}_0, \dots, \mathbf{x}_k) &= \mathbb{P}(\mathbf{x}_{k+1} \in B | \mathbf{x}_k) \\ &= \int_B K(\mathbf{x}_k, d\mathbf{x}). \end{aligned}$$

Nous emploierons la notation $P_{\mathbf{x}}(\cdot)$ pour signifier $P(\cdot | \mathbf{x}_0 = \mathbf{x})$. De même, en posant $K^1(\mathbf{x}, B) = K(\mathbf{x}, B)$, nous noterons $K^n(\mathbf{x}, B)$ le noyau de n transitions, défini par récurrence par la formule suivante :

$$K^n(\mathbf{x}, B) = \int_{\Psi} K^{n-1}(\mathbf{y}, B) K(\mathbf{x}, d\mathbf{y}). \quad (\text{A.1})$$

A.1.2 Stationnarité et Invariance

La stationnarité, ou invariance, est une propriété de base que l'on désire pour une chaîne de Markov.

Définition 12

Une mesure $\pi(\cdot)$ est dite **invariante** pour le noyau de transition $K(\cdot, \cdot)$ d'une chaîne de Markov si $\pi K = \pi$, à savoir :

$$\begin{aligned} (\pi K)(B) &= \int_{\Psi} K(\mathbf{x}, B) \pi(d\mathbf{x}) \\ &= \pi(B), \quad \forall B \in \mathcal{B}(\Psi). \end{aligned}$$

Si en outre, la mesure $\pi(\cdot)$ est une mesure de probabilité, alors elle est appelée **mesure stationnaire** de la chaîne.

On dit que la chaîne est **π -invariante** ou **π -stationnaire**.

Remarque : Si une mesure $\pi(\cdot)$ est stationnaire pour plusieurs noyaux de transitions $K_1(\cdot, \cdot), \dots, K_n(\cdot, \cdot)$, alors $\pi(\cdot)$ est aussi une mesure stationnaire pour le noyau de transition $K(\cdot, \cdot) = \sum_{i=1}^n p_i K_i(\cdot, \cdot)$, avec les $p_i > 0$ et $\sum_{i=1}^n p_i = 1$. En effet, on a :

$$\begin{aligned} (\pi K)(B) &= \int_{\Psi} K(\mathbf{x}, B) \pi(d\mathbf{x}) \\ &= \sum_{i=1}^n p_i \int_{\Psi} K_i(\mathbf{x}, B) \pi(d\mathbf{x}) \\ &= \sum_{i=1}^n p_i \pi(B) \\ &= \pi(B), \quad \forall B \in \mathcal{B}(\Psi). \end{aligned}$$

A.1.3 Réversibilité

Une condition plus forte que la stationnarité est la π -réversibilité.

Définition 13

La chaîne est dite **réversible** pour la loi objectif $\pi(\cdot)$ si son noyau de transition vérifie :

$$\int_B K(\mathbf{x}, A) \pi(d\mathbf{x}) = \int_A K(\mathbf{x}, B) \pi(d\mathbf{x}), \quad \forall A, B \in \mathcal{B}(\Psi). \quad (\text{A.2})$$

Réversibilité $\implies$ Stationnarité

A.1.4 Irréductibilité

Une première étude de la robustesse d'une chaîne de Markov aux conditions initiales, est le caractère irréductible de la chaîne. Dans le cadre des algorithmes de Monte Carlo, elle permet d'assurer la convergence vers la distribution objectif sans pour autant nécessiter une étude préalable poussée du noyau de transition nécessaire à la détermination de conditions initiales correctes. La ϕ -irréductibilité traduit la capacité de la chaîne à passer par tous les ensembles de ϕ -mesure non nulle.

Définition 14

Etant donnée une mesure $\phi(\cdot)$ sur $\mathcal{B}(\Psi)$, la chaîne $(\mathbf{x}_i)$ est dite **ϕ -irréductible** si $\forall B \in \mathcal{B}(\Psi)$ tel que $\phi(B) > 0$:

$$\exists n : K^n(\mathbf{x}, B) > 0, \quad \forall \mathbf{x} \in \Psi.$$

S'il existe une mesure $\phi(\cdot)$ telle que la chaîne soit ϕ -irréductible, alors elle est aussi π -irréductible pour une mesure stationnaire $\pi(\cdot)$, qui dans ce cas est la seule mesure stationnaire pour la chaîne.

Définition 15

Si la chaîne de Markov est ϕ -irréductible et qu'il existe une mesure stationnaire, on dit qu'elle est **positive**.

Irréductibilité + Stationnarité $\implies$ Positivité

A.1.5 Ensembles petits et Apériodicité

Nous verrons, par la suite, que l'on attend d'une chaîne de Markov que tous les ensembles bornés mesurables de l'espace des configurations soient petits. Voici les définitions principales reliées à cette propriété.

Définition 16

On appelle **ensemble petit** tout ensemble $C \in \mathcal{B}(\Psi)$ tel qu'il existe un entier n et une mesure non nulle $\nu(\cdot)$ vérifiant :

$$K^n(\mathbf{x}, B) \geq \nu(B), \forall \mathbf{x} \in C, \forall B \in \mathcal{B}(\Psi).$$

Nous pouvons alors définir la notion de période d'une chaîne de Markov sur un espace d'états continu. Celle-ci diffère de la définition donnée dans le cadre d'une chaîne de Markov simulée sur un espace d'états discret, pour laquelle la période est le plus grand commun diviseur (pgcd) des t tels que pour tout $\mathbf{x}$, $K^t(\mathbf{x}, \mathbf{x}) > 0$.

Définition 17

Une chaîne $(\mathbf{x}_i)$ ϕ -irréductible admet un **cycle de longueur** d s'il existe un ensemble petit C , d'entier et de loi de probabilité associés M et $\nu_M(\cdot)$, tel que d soit le p.g.c.d. de :

$$\{m \geq 1; \exists \delta_m > 0 \mid C \text{ petit pour } m \text{ et } \nu_m \geq \delta_m \nu_M\}.$$

Une chaîne est dite **apériodique** si elle est irréductible de période 1.

Une condition suffisante pour assurer l'apériodicité est que l'on autorise la chaîne de rester dans le même état :

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}) > 0, \forall \mathbf{x} \in \Psi \quad (\text{A.3})$$

A.2 Etude de la stabilité des chaînes de Markov

Il s'agit désormais de faire converger cette chaîne vers la distribution objectif $\pi(\cdot)$. Il existe plusieurs critères de convergence.

A.2.1 Ergodicité

Le critère de convergence le plus faible est la convergence en loi, aussi appelé ergodicité.

Définition 18

Une chaîne de Markov de noyau de transition $K(\cdot, \cdot)$ **converge en loi** vers la distribution objectif $\pi(\cdot)$ si pour presque tout $\mathbf{x} \in \Psi$:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} |K^n(\mathbf{x}, \cdot) - \pi(\cdot)| = 0. \quad (\text{A.4})$$

On dit dans ce cas qu'elle est **ergodique**.

Théorème 2

Une chaîne de Markov irréductible, apériodique, et ayant une distribution invariante $\pi(\cdot)$, est ergodique.

Positivité + Apériodicité $\implies$ Ergodicité

A.2.2 Récurrence au sens de Harris

Un autre type de convergence, plus fort, est la convergence au sens de la norme en variations totales définie pour deux mesures $\mu_1(\cdot)$ et $\mu_2(\cdot)$ par :

$$\|\mu_1(\cdot) - \mu_2(\cdot)\|_{VT} = \max (|\mu_1(B) - \mu_2(B)|, B \in \mathcal{B}(\Psi)). \quad (\text{A.5})$$

Cette convergence permet de supprimer les problèmes de non-convergence de la chaîne pour certaines configurations initiales, mais requiert, en plus de la positivité et de l'apériodicité

de la chaîne, la récurrence au sens de Harris.

Définition 19

Une chaîne $(\mathbf{x}_i)$ est **récurrente au sens de Harris** s'il existe une mesure $\phi(\cdot)$ telle qu'elle soit ϕ -irréductible, et si tout ensemble A , tel que $\phi(A) > 0$, est **récurrent au sens de Harris**, c'est-à-dire vérifie :

$$P_{\mathbf{x}} \left(\sum_{i=1}^{\infty} \mathbf{1}_A(\mathbf{x}_i) = \infty \right) = 1, \forall \mathbf{x} \in A. \quad (\text{A.6})$$

Ceci équivaut à $P_{\mathbf{x}}(\exists t : \mathbf{x}_t \in A) = 1$.

Une chaîne est **positive au sens de Harris** lorsqu'elle est récurrente au sens de Harris et qu'il existe une mesure de probabilité invariante pour cette chaîne.

Il s'agit d'une notion forte, puisqu'elle impose un retour certain en un temps fini dans tout ensemble de mesure positive de l'espace. Suite à la définition de cette récurrence, nous pourrions énoncer un théorème qui assure la convergence en variations totales de la chaîne.

Théorème 3

Si $(\mathbf{x}_i)$ est positive au sens de Harris et apériodique,

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \left\| \int K^n(\mathbf{x}, \cdot) \nu(d\mathbf{x}) - \pi(\cdot) \right\|_{\nu_T} = 0 \quad (\text{A.7})$$

pour toute distribution initiale $\nu(\cdot)$.

Positivité au sens de Harris + Apériodicité $\implies$ Convergence en variations totales

A.2.3 Théorème limite

Enfin, quelques théorèmes sont utiles lorsque nous souhaitons calculer des statistiques sur les échantillons.

Théorème 4

Loi des grands nombres : soit $(\mathbf{x}_i)$ une chaîne positive au sens de Harris, de loi invariante intégrable $\pi(\cdot)$. Alors pour tout couple de fonctions f et g strictement positives dans $\mathcal{L}^1(\Psi)$:

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} \frac{\sum_{i=1}^n f(\mathbf{x}_i)}{\sum_{i=1}^n g(\mathbf{x}_i)} = \frac{\int f(x) d\pi(x)}{\int g(x) d\pi(x)}. \quad (\text{A.8})$$

En particulier, pour $g \equiv 1$:

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} \frac{\sum_{i=1}^n f(\mathbf{x}_i)}{n} = \int f(x) d\pi(x). \quad (\text{A.9})$$

Annexe B

Calculs sur le noyau de proposition

Dans cette annexe, nous détaillons les calculs des taux d'acceptation des mouvements qui composent le noyau de proposition.

B.1 Naissance et Mort

B.1.1 Symétrie de la mesure $\xi_{NM}(\cdot, \cdot)$

$$\begin{aligned}
 \xi_{NM}(A_{n+1} \times B_n) &= \frac{e^{-\nu(\chi)}}{(n+1)!} \int_{\chi^{n+1}} \mathbf{1}_{A_{n+1}}(\mathbf{x}) \sum_{u \in \mathbf{x}} \mathbf{1}_{B_n}(\mathbf{x} \setminus u) \nu^{n+1}(d\mathbf{x}) \\
 &= \frac{e^{-\nu(\chi)}}{(n+1)!} \int_{\chi^{n+1}} \mathbf{1}_{A_{n+1}}(x_1, \dots, x_n, x_{n+1}) \sum_{i=1}^{n+1} \mathbf{1}_{B_n}(\mathbf{x} \setminus x_i) \nu(dx_1) \dots \nu(dx_{n+1}) \\
 &= \frac{e^{-\nu(\chi)}}{(n+1)!} \int_{\chi^{n+1}} (n+1) \mathbf{1}_{A_{n+1}}(x_1, \dots, x_n \cup x_{n+1}) \mathbf{1}_{B_n}(x_1, \dots, x_n) \nu(dx_1) \dots \nu(dx_{n+1}) \\
 &= \frac{e^{-\nu(\chi)}}{n!} \int_{\chi^n} \int_{\chi} \mathbf{1}_{B_n}(x_1, \dots, x_n) \mathbf{1}_{A_{n+1}}((x_1, \dots, x_n) \cup \{x_{n+1}\}) \nu(dx_{n+1}) \nu(dx_1) \dots \nu(dx_n) \\
 &= \xi_{NM}(B_n \times A_{n+1}).
 \end{aligned}$$

B.1.2 Dérivée de Radon-Nikodym $D_{NM}(\cdot, \cdot)$

1. dans le cas d'une **naissance**, on note $\mathbf{y} = \mathbf{x} \cup u$ et l'on obtient :

$$\pi(d\mathbf{x}) Q_{NM}(\mathbf{x}, d\mathbf{y}) = f(\mathbf{x}) \pi_\nu(d\mathbf{x}) p_N(\mathbf{x}) \frac{\nu(du)}{\nu(\chi_2)} \quad \xi_{NM}(d\mathbf{x}, d\mathbf{y}) = \nu(du) \pi_\nu(d\mathbf{x})$$

La dérivée de Radon-Nikodym associée $D_{NM}(\cdot, \cdot)$ s'écrit alors :

$$D_{NM}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = p_N(\mathbf{x}) \frac{f(\mathbf{x})}{\nu(\chi_2)}$$

2. dans le cas d'une **mort**, notons $\mathbf{y} = \mathbf{x} \setminus u$, alors :

$$\pi(d\mathbf{x})Q_{NM}(\mathbf{x}, d\mathbf{y}) = f(\mathbf{x})\pi_\nu(d\mathbf{x})p_M(\mathbf{x})\frac{1}{n(\mathbf{x})} \quad \xi_{NM}(d\mathbf{x}, d\mathbf{y}) = \pi_\nu(d\mathbf{x})$$

La dérivée de Radon-Nikodym associée $D_{NM}(\cdot, \cdot)$ s'écrit :

$$D_{NM}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = p_M(\mathbf{x}) \frac{f(\mathbf{x})}{n(\mathbf{x})}$$

B.2 Perturbations simples

B.2.1 Symétrie de la mesure $\xi_{TS}(\cdot, \cdot)$

$$\begin{aligned} \xi_{TS}(A_n \times B_n) &= \frac{e^{-\nu(\chi)}}{n!} \int_{\chi^n} \mathbf{1}_{A_n}(\mathbf{x}) \sum_{x_i \in \mathbf{x}} \frac{1}{\lambda(x_i)} \int_{\Sigma} \mathbf{1}_{B_n}(\mathbf{x} \setminus x_i \cup \zeta_{\mathbf{x}}(x_i, z)) \Lambda(dz) \nu(dx_1) \dots \nu(dx_n) \\ &= \frac{e^{-\nu(\chi)}}{n!} \int_{\chi^n} n \int_{\Sigma} \mathbf{1}_{A_n}(\mathbf{x}) \mathbf{1}_{B_n}(\mathbf{x} \setminus x_n \cup \zeta_{\mathbf{x}}(x_n, z)) \Lambda(dz) \Lambda(dx_n) \nu(dx_1) \dots \nu(dx_{n-1}) \\ &= \frac{e^{-\nu(\chi)}}{n!} \int_{\chi^n} n \int_{\Sigma} \mathbf{1}_{B_n}(\mathbf{y}) \mathbf{1}_{A_n}(\mathbf{y} \setminus v \cup \zeta_{\mathbf{y}}(v, \tilde{z})) \Lambda(d\tilde{z}) \Lambda(dv) \nu(dx_1) \dots \nu(dx_{n-1}) \\ &= \frac{e^{-\nu(\chi)}}{n!} \int_{\chi^n} \mathbf{1}_{B_n}(\mathbf{y}) \sum_{y_i \in \mathbf{y}} \frac{1}{\lambda(y_i)} \int_{\Sigma} \mathbf{1}_{A_n}(\mathbf{y} \setminus y_i \cup \zeta_{\mathbf{y}}(y_i, \tilde{z})) \Lambda(d\tilde{z}) \nu(dy_1) \dots \nu(dy_n) \\ &= \xi_{TS}(B_n \times A_n) \end{aligned}$$

B.3 Fusion / Division

B.3.1 Rappel du noyau de proposition $Q_{FD}(\cdot, \cdot)$

Le noyau de proposition du mouvement de fusion / division s'écrit comme suit :

$$Q_{FD}(\mathbf{x}, \cdot) = p_F(\mathbf{x})Q_F(\mathbf{x}, \cdot) + p_D(\mathbf{x})Q_D(\mathbf{x}, \cdot)$$

avec

$$Q_F(\mathbf{x}, B) = \frac{1}{n_{\sim m}(\mathbf{x})} \frac{1}{M_{Z_{ab}}} \sum_{x_i \sim_f x_j} \int_{Z_{ab}} \mathbf{1}_B(\mathbf{y} = \mathbf{x} \setminus \{x_i, x_j\} \cup \{T_{x_i \sim_m x_j}^F(z_m)\}) \Lambda(dz_a) \Lambda(dz_b)$$

et

$$\begin{aligned} Q_D(\mathbf{x}, B) &= \frac{1}{n(\mathbf{x})} \sum_{x_i \in \mathbf{x}} \frac{1}{M_{Z_{xy}} M_{Z_{ab1}} M_{Z_{ab2}} M_{Z_{\theta}}} \int_{\mathbf{Z}} \mathbf{1}_B(\mathbf{y} = \mathbf{x} \setminus x_i \cup T_{x_i}^S(z_{xy}, z_{a1}, z_{a2}, z_{b1}, z_{b2}, z_{\theta})) \\ &\quad \Lambda(dz_{xy}) \Lambda(dz_{ab}) \Lambda(dz_{a1}) \Lambda(dz_{b1}) \Lambda(dz_{\theta}) \end{aligned}$$

B.3.2 Symétrie de la mesure $\xi_{FD}(\cdot, \cdot)$

Pour montrer la symétrie de la mesure $\xi_{FD}(\cdot, \cdot)$, il suffit de montrer que $\xi_{FD}(A_n, B_{n+1}) = \xi_{FD}(B_{n+1}, A_n)$. On rappelle que :

$$\xi_{FD}(A_{n+1}, B_n) = \int_{\mathcal{N}^f} \mathbf{1}_{A_{n+1}}(\mathbf{x}) \int_{Z_{ab}} \sum_{x_i \sim_f x_j} \frac{1}{\lambda(x_i)\lambda(x_j)} \mathbf{1}_{B_n}(\mathbf{x} \setminus \{x_i, x_j\} \cup \{T_{x_i \sim_f x_j}^F(z_m)\}) \Lambda(dz_a) \Lambda(dz_b) \pi_v(d\mathbf{x})$$

et

$$\begin{aligned} \xi_{FD}(A_n, B_{n+1}) &= \int_{\mathcal{N}^f} \mathbf{1}_{A_n}(\mathbf{x}) \int_Z \sum_{x_i \in \mathbf{x}} \frac{1}{2\lambda(x_i)} \mathbf{1}_{B_{n+1}}(\mathbf{x} \setminus \{x_i\} \cup \{T_{x_i}^D(z_{xy}, z_{a1}, z_{a2}, z_{b1}, z_{b2}, z_\theta)\}) \\ &\quad 32\Lambda(dz_{xy})\Lambda(dz_{ab})\Lambda(dz_{a1})\Lambda(dz_{b1})\Lambda(dz_\theta)\pi_v(d\mathbf{x}) \end{aligned}$$

La condition de "dimension matching" [Green, 1995] est remplie par l'intermédiaire d'une fonction $T^{FD}(x_i, x_j, z_{ab})$, qui, à deux objets $x_i \sim_f x_j$ et un vecteur de variables aléatoires z_{ab} définis par le mouvement de fusion, associe un objet y et un jeu de variables aléatoires $(z_{xy}, z_{a1}, z_{b1}, z_{a2}, z_{b2}, z_\theta)$. Il s'agit d'un difféomorphisme, dont le jacobien est le suivant :

$$|J_{FD}| = \frac{1}{2^{10}} \det \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} = \frac{1}{2^5}$$

On obtient donc :

$$\begin{aligned}
\xi_{FD}(A_n, B_{n+1}) &= \int_{\mathcal{N}^f} \mathbf{1}_{A_n}(\mathbf{x}) \int_{\mathbf{Z}} \sum_{x_i \in \mathbf{x}} \frac{1}{2\lambda(x_i)} \mathbf{1}_{B_{n+1}}(\mathbf{x} \setminus x_i \cup T_{x_i}^D(z_{xy}, z_{a1}, z_{a2}, z_{b1}, z_{b2}, z_{\theta})) \\
&\quad 32\Lambda(dz_{xy})\Lambda(dz_{ab})\Lambda(dz_{a1})\Lambda(dz_{b1})\Lambda(dz_{\theta})\pi_v(d\mathbf{x}) \\
&= \frac{e^{-v(\chi)}}{n!} \int_{\chi^n} \frac{n}{2} \mathbf{1}_{A_n}(x_1, \dots, x_n) \int_{\mathbf{Z}} \mathbf{1}_{B_n}(x_1, \dots, x_{n-1} \cup T_{x_i}^D(z_{xy}, z_{a1}, z_{a2}, z_{b1}, z_{b2}, z_{\theta})) \\
&\quad 32\Lambda(dz_{xy})\Lambda(dz_{ab})\Lambda(dz_{a1})\Lambda(dz_{b1})\Lambda(dz_{\theta})\Lambda(dx_n)\nu(dx_1) \dots \nu(dx_{n-1}) \\
&= \frac{e^{-v(\chi)}}{n!} \int_{\chi^{n+1}} \frac{n}{2} \mathbf{1}_{B_{n+1}}(x_1, \dots, x_{n+1}) \int_{Z_{ab}} \mathbf{1}_{A_n}(\mathbf{x} \setminus \{x_n, x_{n+1}\} \cup \{T_{x_n \sim_f x_{n+1}}^F(z_m)\}) \\
&\quad 32|J_{FD}|\Lambda(dz_a)\Lambda(dz_b)\Lambda(dx_n)\Lambda(dx_{n+1})\nu(dx_1) \dots \nu(dx_{n-1}) \\
&= \frac{e^{-v(\chi)}}{n!} \int_{\chi^{n+1}} \frac{2n}{2n(n+1)} \mathbf{1}_{B_{n+1}}(\mathbf{x}) \int_{Z_{ab}} \sum_{x_i \sim_f x_j} \frac{1}{\lambda(x_i)\lambda(x_j)} \mathbf{1}_{A_n}(\mathbf{x} \setminus \{x_i, x_j\} \cup \{T_{x_i \sim_f x_j}^F(z_m)\}) \\
&\quad \Lambda(dz_a)\Lambda(dz_b)\Lambda(dx_n)\Lambda(dx_{n+1})\nu(dx_1) \dots \nu(dx_{n-1}) \\
&= \int_{\mathcal{N}^f} \mathbf{1}_{B_{n+1}}(\mathbf{x}) \int_{Z_{ab}} \sum_{x_i \sim_f x_j} \frac{1}{\lambda(x_i)\lambda(x_j)} \mathbf{1}_{A_n}(\mathbf{x} \setminus \{x_i, x_j\} \cup \{T_{x_i \sim_f x_j}^F(z_m)\}) \\
&\quad \Lambda(dz_a)\Lambda(dz_b)\pi_v(d\mathbf{x}) \\
&= \xi_{FD}(B_{n+1}, A_n)
\end{aligned}$$

B.3.3 Dérivée de Radon-Nikodym $D_{FD}(\cdot, \cdot)$

1. dans le cas de la **fusion**, on pose $\mathbf{y} = \mathbf{x} \setminus \{x_i, x_j\} \cup y$ et l'on obtient :

$$\pi(d\mathbf{x})Q_{FD}(\mathbf{x}, d\mathbf{y}) = f(\mathbf{x})\pi_v(d\mathbf{x})p_F(\mathbf{x})\frac{1}{n_{\sim_m}(\mathbf{x})}\frac{1}{M_{Z_{ab}}}\Lambda(dz_a)\Lambda(dz_b)$$

et

$$\xi_{FD}(d\mathbf{x}, d\mathbf{y}) = \frac{1}{\lambda(x_i)\lambda(x_j)}\Lambda(dz_a)\Lambda(dz_b)\pi_v(d\mathbf{x})$$

La dérivée de Radon-Nikodym associée $D_{FD}(\cdot, \cdot)$ s'écrit alors :

$$\boxed{D_{FD}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = p_F(\mathbf{x})f(\mathbf{x})\frac{1}{n_{\sim_m}(\mathbf{x})}\frac{\lambda(x_i)\lambda(x_j)}{M_{Z_{ab}}}}$$

2. dans le cas d'une **division**, $\mathbf{y} = \mathbf{x} \setminus x_i \cup \{y_1, y_2\}$ et l'on a :

$$\pi(d\mathbf{x})Q_{FD}(\mathbf{x}, d\mathbf{y}) = f(\mathbf{x})\pi_v(d\mathbf{x})p_D(\mathbf{x})\frac{1}{n(\mathbf{x})}\frac{1}{M_{Z_{xy}}M_{Z_{ab1}}M_{Z_{ab2}}M_{Z_{\theta}}}\Lambda(dz_{xy})\Lambda(dz_{ab})\Lambda(dz_{a1})\Lambda(dz_{b1})\Lambda(dz_{\theta})$$

et

$$\xi_{FD}(d\mathbf{x}, d\mathbf{y}) = \frac{32}{2\lambda(x_i)}\Lambda(dz_{xy})\Lambda(dz_{ab})\Lambda(dz_{a1})\Lambda(dz_{b1})\Lambda(dz_{\theta})\pi_v(d\mathbf{x})$$

La dérivée de Radon-Nikodym associée $D_{FD}(\cdot, \cdot)$ s'écrit alors :

$$\boxed{D_{FD}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = p_D(\mathbf{x})f(\mathbf{x})\frac{1}{n(\mathbf{x})}\frac{\lambda(x_i)}{32M_{Z_{xy}}M_{Z_{ab1}}M_{Z_{ab2}}M_{Z_{\theta}}}}$$

B.4 Naissance et Mort dans un voisinage

B.4.1 Rappel du noyau de proposition $Q_{NMV}(\cdot, \cdot)$

Le noyau de proposition du mouvement de naissance et mort dans un voisinage s'écrit comme suit :

$$Q_{NMV}(\mathbf{x}, B) = \frac{1}{n(\mathbf{x})} \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{x}} \left(\sum_{i=1}^4 p_{NV_i}(\mathbf{x}, \mathbf{x}) Q_{NV_i}(\mathbf{x}, \mathbf{x}, B) + \sum_{i=1}^4 p_{MV_i}(\mathbf{x}, \mathbf{x}) Q_{MV_i}(\mathbf{x}, \mathbf{x}, B) \right) \quad (\text{B.1})$$

où $Q_{NV_i}(\mathbf{x}, \mathbf{x}, \cdot)$ propose la naissance d'un nombre i d'objets dans $\mathcal{B}_i^{\mathbf{x} \in \mathbf{x}}$ (un par voisinage libre) :

$$Q_{NV_i}(\mathbf{x}, \mathbf{x}, B) = \frac{1}{C_{n_l(\mathbf{x}, \mathbf{x})}^i} \sum_{\mathcal{J} \in \mathcal{C}(i, n_l(\mathbf{x}, \mathbf{x}))} \frac{1}{M_{k_1} \dots M_{k_i}} \int_{z_1 \in \mathcal{B}_{k_1} \times \mathcal{M}} \dots \int_{z_i \in \mathcal{B}_{k_i} \times \mathcal{M}} \mathbf{1}_B(\mathbf{y} = \mathbf{x} \cup \{y_{k_1}, \dots, y_{k_i}\}) \nu(dz_1) \dots \nu(dz_i)$$

et $Q_{MV_i}(\mathbf{x}, \mathbf{x}, \cdot)$ la mort de i objets dans $\mathcal{B}_u^{\mathbf{x} \in \mathbf{x}}$:

$$Q_{MV_i}(\mathbf{x}, \mathbf{x}, B) = \frac{1}{C_{n_u(\mathbf{x}, \mathbf{x})}^i} \sum_{\mathcal{J} \in \mathcal{C}(i, n_u(\mathbf{x}, \mathbf{x}))} \mathbf{1}_B(\mathbf{y} = \mathbf{x} \setminus \{y_{k_1}, \dots, y_{k_i}\})$$

B.4.2 Symétrie de la mesure $\xi_{NMV}(\cdot, \cdot)$

Pour montrer la symétrie de la mesure $\xi_{NMV}(\cdot, \cdot)$, il suffit de montrer que $\xi_{NMV}(A_{n+i}, B_n) = \xi_{NMV}(B_n, A_{n+i})$. On rappelle que :

$$\xi_{NMV}(A_n, B_{n+i}) = \int_{\mathcal{N}^f} \int_{\{u_1, \dots, u_i\} \in \chi^i} \mathbf{1}_{A_n}(\mathbf{x}) \mathbf{1}_{B_{n+i}}(\mathbf{x} \cup u_1 \dots \cup u_i) \frac{\nu(du_1) \dots \nu(du_i)}{i!} \pi_\nu(d\mathbf{x})$$

et

$$\xi_{NMV}(A_{n+i}, B_n) = \int_{\mathcal{N}^f} \mathbf{1}_{A_{n+i}}(\mathbf{x}) \sum_{\{x_{k_1}, \dots, x_{k_i}\} \in \mathbf{x}} \mathbf{1}_{B_n}(\mathbf{x} \setminus \{x_{k_1}, \dots, x_{k_i}\}) \pi_\nu(d\mathbf{x})$$

On obtient donc :

$$\begin{aligned} \xi_{NMV}(A_{n+i}, B_n) &= \frac{e^{-\nu(\chi)}}{(n+i)!} \int_{\chi^{n+i}} \mathbf{1}_{A_{n+i}}(\mathbf{x}) \sum_{\{x_{k_1}, \dots, x_{k_i}\} \in \mathbf{x}} \mathbf{1}_{B_n}(\mathbf{x} \setminus \{x_{k_1}, \dots, x_{k_i}\}) \nu^{n+i}(d\mathbf{x}) \\ &= \frac{e^{-\nu(\chi)}}{(n+i)!} \int_{\chi^{n+i}} \mathbf{1}_{A_{n+i}}(x_1, \dots, x_{n+i}) C_{n+i}^i \mathbf{1}_{B_n}(x_1, \dots, x_n) \nu(dx_1) \dots \nu(dx_{n+i}) \\ &= \frac{e^{-\nu(\chi)}}{n!} \int_{\chi^{n+i}} \mathbf{1}_{B_n}(\mathbf{y}) \mathbf{1}_{A_{n+i}}(\mathbf{y} \cup x_{n+1} \cup \dots \cup x_{n+i}) \frac{\nu(dx_{n+1}) \dots \nu(dx_{n+i})}{i!} \nu^n(d\mathbf{y}) \\ &= \xi_{NMV}(B_n, A_{n+i}) \end{aligned}$$

B.4.3 Dérivée de Radon-Nikodym $D_{NMV}(\cdot, \cdot)$

D'après ce qui précède, et la donnée du noyau de proposition Q_{NMV} , on a :

1. dans le cas de **naissance dans un voisinage**, on note $\mathbf{y} = \mathbf{x} \cup u_1 \dots \cup u_i$ et l'on obtient :

$$\pi(d\mathbf{x})Q_{NMV}(\mathbf{x}, d\mathbf{y}) = f(\mathbf{x})\pi_v(d\mathbf{x})\frac{1}{n(\mathbf{x})}\left(\sum_{x \in \mathcal{G}(\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{y})} \frac{i!}{n_{fu}(x, \mathbf{x}) C_{n_f(x, \mathbf{x})}^i M_{k_1} \dots M_{k_i}}\right) v(du_1) \dots v(du_i)$$

et, puisque que l'espace des configurations est ordonné et l'espace des ensembles d'objets sur lequel avait été défini ξ_{NMV} ne l'était pas,

$$\xi_{NMV}(d\mathbf{x}, d\mathbf{y}) = \Lambda(du_1) \dots \Lambda(du_i)\pi_v(d\mathbf{x}).$$

La dérivée de Radon-Nikodym associée $D_{NMV}(\cdot, \cdot)$ s'écrit alors :

$$D_{NMV}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = f(\mathbf{x})\frac{1}{n(\mathbf{x})} \sum_{x \in \mathcal{G}(\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{y})} \frac{1}{n_{fu}(x, \mathbf{x}) C_{n_f(x, \mathbf{x})}^i M_{k_1} \dots M_{k_i}}$$

2. dans le cas de **mort dans un voisinage**, notons $\mathbf{y} = \mathbf{x} \setminus u_1 \dots \setminus u_i$:

$$\pi(d\mathbf{x})Q_{NMV}(\mathbf{x}, d\mathbf{y}) = f(\mathbf{x})\pi_v(d\mathbf{x})\frac{1}{n(\mathbf{x})} \sum_{x \in \mathcal{G}(\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{y})} \frac{1}{n_{fu}(x, \mathbf{x})} \frac{1}{C_{n_u(x, \mathbf{x})}^i}$$

et

$$\xi_{NMV}(d\mathbf{x}, d\mathbf{y}) = \frac{1}{\lambda(u_1) \dots \lambda(u_i)} \pi_v(d\mathbf{x}).$$

La dérivée de Radon-Nikodym associée $D_{NMV}(\cdot, \cdot)$ s'écrit alors :

$$D_{NMV}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = f(\mathbf{x})\frac{1}{n(\mathbf{x})} \sum_{x \in \mathcal{G}(\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{y})} \frac{\lambda(u_1) \dots \lambda(u_i)}{n_{fu}(x, \mathbf{x}) C_{n_f(x, \mathbf{x})}^i}$$

Annexe C

Lexique

Nous proposons dans cette annexe un lexique avec les définitions des termes en italique présents dans le manuscrit. La plupart de ces définitions sont issues de la Nomenclature de l'Inventaire Forestier National (<http://www.ifn.fr>), du Dictionnaire forestier multilingue [CILF, 1975], et de [Goreaud, 2000]. Nous indiquons également la traduction en Anglais.

Biomasse / Biomass. Quantité de matière vivante existant à un moment donné dans un écosystème par unité de volume ou de superficie et exprimée en unités massiques.

Canopée (couvert) / Canopy. Le toit forestier constitué par l'ensemble des cimes.

Coupe rase / Clear cutting. Coupe de la totalité des arbres d'un peuplement.

Dendrométrie / Forest mensuration. Branche de la foresterie qui traite de la connaissance de la forme, des dimensions, de l'accroissement et de l'âge des arbres et des peuplements forestiers, ainsi que des dimensions et formes de leurs produits, particulièrement des bois ronds et bois débités.

Diamètre à hauteur de poitrine / Diameter Breast Height (DBH). Il s'agit du diamètre de l'arbre à hauteur de poitrine, définie à 4.5 pieds du sol (1m37) du côté amont de l'arbre.

Eclaircie / Thinning. Coupe de régénération, ouverture de peuplements pour diminuer le couvert et destinée à accélérer l'accroissement en diamètre des arbres restants.

Futaie / High forest. Peuplement constitué d'arbres issus de graines, destinés à atteindre un plein développement avant d'être exploités.

Houppier (cime) / Tree crown. Partie supérieure d'un arbre, constituée des branches et du feuillage.

Infrarouge proche / Near infrared. Rayonnement dont la longueur d'onde se situe au

delà de celle de la lumière rouge visible. Le canal proche infrarouge utilisé en photographie (analogique ou numérique) pour l'étude de la végétation se situe entre 700 nm (limite du spectre visible) et 900 nm environ. Au-delà, et jusque vers 1 mm de longueur d'onde, s'étend l'infrarouge moyen puis l'infrarouge thermique.

Infrarouge Couleur (IRC) / Colour Infrared (CIR). Film sensible au spectre visible et au proche infrarouge mais utilisé avec un filtre jaune coupant toutes les radiations inférieures à 520 nm. L'information apportée par ce film correspond donc aux radiations vertes réfléchies par le sol et traduites en bleu, aux rouges traduites en vert et au proche IR traduites en rouge.

Lande / Heath. Cette catégorie regroupe les landes proprement dites (surfaces couvertes d'une majorité de ligneux bas), les friches et les terrains vacants non cultivés et non entretenus régulièrement pour le pâturage.

Ligneux hors forêt / Trees out of forest. Ce terme regroupe les formations linéaires (haies et alignements) et les arbres épars.

Modèle de Hauteur de la Canopée (MHC) / Canopy Height Model (CHM). Résultat obtenu de la différence entre la hauteur de la canopée et l'altitude du sol, avec des données de type Lidar.

Photo-interprétation / Photo-interpretation. Etude thématique d'une photographie, généralement aérienne ou satellitale, consistant à identifier et à quantifier les objets au sol. Ce premier inventaire est généralement suivi de la formulation d'hypothèses sur ce qui n'est pas directement visible mais souvent déduit de l'observation fine des objets et de leur environnement. Ces hypothèses n'ont plus alors qu'à être vérifiées, généralement en se rendant sur le terrain.

Point Nadir / Nadir. Projeté orthogonal de la caméra sur le sol.

Point sol (ou point d'inventaire). Point repéré sur carte ou sur photo puis faisant l'objet d'une simple photo-interprétation et/ou de mesures au sol (dendrométriques, floristiques, pédologiques, ...) sur des surfaces de dimensions variables autour de ce point.

Taillis / Coppice. Peuplement constitué de tiges issues de rejets de souches. Le taillis est périodiquement recépé, c'est-à-dire coupé pour permettre l'apparition de nouveaux rejets.

Taillis sous futaie ou mélange taillis futaie / Coppice-with-standards. Peuplement constitué d'un mélange de brins de futaie et de cépées de taillis. A l'âge adulte les arbres de futaie (feuillus ou résineux) dominent généralement le taillis.

Tige / Stem. Terme pour désigner le tronc d'un arbre. Il s'agit dans le cas général de l'axe principal d'une plante à partir duquel les bourgeons et les pousses se développent.

Annexe D

Publications et activités de recherche

Journaux internationaux

1. G. Perrin, X. Descombes, J. Zerubia. A Non-Bayesian Model for Tree Crown Extraction using Marked Point Processes. International Journal of Computer Vision. Soumis en Avril 2006.
2. G. Perrin, X. Descombes, J. Zerubia. Point Processes in Forestry : an Application to Tree Crown Detection. Journal of Visual Communication and Image Representation. Soumis en Août 2005.
3. G. Perrin, J. Zerubia, P.H. Cournède. Image Processing for Forest Monitoring. ERCIM News 61, Avril 2005.

Conférences internationales avec actes

1. G. Perrin, X. Descombes, J. Zerubia. 2D and 3D Vegetation Resource Parameters Assessment using Marked Point Processes. Dans Proc. of the International Conference on Pattern Recognition (ICPR), Pékin, Chine, Août 2006.
2. M. Eriksson, G. Perrin, X. Descombes et J. Zerubia. A comparative study of three methods for identifying individual tree crowns in aerial images covering different types of forests. Dans Proc. of the International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS Symposium, Commission 1), Marne La Vallée, France, Juillet 2006.
3. G. Perrin, X. Descombes, J. Zerubia. Forest Resource Assessment using Stochastic Geometry. Dans Proc. of the International Precision Forestry Symposium (IPFS), Stellenbosch, Afrique du Sud, Mars 2006.
4. G. Perrin, X. Descombes, J. Zerubia. Adaptive Simulated Annealing for Energy Minimization Problem in a Marked Point Process Application. Dans Proc. of the Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition (EMMCVPR), St Augustine, Floride, USA, Novembre 2005.

5. G. Perrin, X. Descombes, J. Zerubia. A Marked Point Process Model for Tree Crown Extraction in Plantations. Dans Proc. of the IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), Gênes, Italie, Septembre 2005.
6. G. Perrin, X. Descombes, J. Zerubia. Tree Crown Extraction using Marked Point Processes. Dans Proc. of the European Signal Processing Conference (EUSIPCO), Autriche, Septembre 2004.
7. X. Descombes, F. Kruggel, C. Lacoste, M. Ortner, G. Perrin, J. Zerubia. Marked Point Process in Image Analysis : from Context to Geometry (papier invité). Dans Proc. of the International Conference on Spatial Point Process Modelling and its Application (SPPA), Castellon, Espagne, Avril 2004.

Conférences francophones avec actes

1. G. Perrin, X. Descombes, J. Zerubia. Evaluation des Ressources Forestières à l'aide de Processus Ponctuels Marqués. Dans les Actes de la Conférence Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle (RFIA), Tours, France, Janvier 2006.

Rapports de recherche

1. G. Perrin, X. Descombes, J. Zerubia. A Non-Bayesian Model for Tree Crown Extraction using Marked Point Processes. Rapport de recherche INRIA No 5846, Février 2006.
2. G. Perrin, X. Descombes, J. Zerubia. Optimization Techniques for Energy Minimization Problem in a Marked Point Process Application to Forestry. Rapport de recherche INRIA No 5704, Septembre 2005.
3. G. Perrin, X. Descombes, J. Zerubia. Point Processes in Forestry : an Application to Tree Crown Detection. Rapport de recherche INRIA No 5544, Avril 2005.
4. G. Perrin, X. Descombes, J. Zerubia. Extraction de Houppiers par Processus Objet. Rapport de recherche INRIA No 5037, Décembre 2003.

Séminaires

1. Séminaire sur l'extraction de houppiers par processus ponctuels marqués au LIAMA (Pékin), le 28 Août 2006.
2. Organisation et participation au Séminaire croisé ARIANA/MAESTRO à l'INRIA Sophia Antipolis, le 12 Mai 2006.
3. Séminaire sur les processus ponctuels marqués et leur application en foresterie au LIAMA (Pékin), le 12 Octobre 2004.

Logiciels déposés à l'APP

1. EVER2DAY, déposé en Février 2006 sous le numéro IDDN.FR.001.200009.000.S.P.2006.000.30200, transféré à l'Inventaire Forestier National, Nogent-sur-Vernisson, France.
2. EVER3DIM, déposé en Février 2006 sous le numéro IDDN.FR.001.200006.000.S.P.2006.000.30200, transféré à l'Inventaire Forestier National, Nogent-sur-Vernisson, France.
3. GRENAT, en cours de dépôt, transféré à l'Inventaire Forestier National, Nogent-sur-Vernisson, France.

Autres activités scientifiques

1. Introduction à la Télédétection le 13 Octobre 2005 lors de la Fête de la Science au Parc Valrose, Université de Nice Sophia Antipolis.
2. Introduction à la Télédétection le 15 Octobre 2004 lors de la Fête de la Science à l'I3S-Université de Nice-Sophia Antipolis.
3. Présentation de la thèse et d'une carrière dans la recherche à la clinique médicale et pédagogique des Cadres Solaires à Vence le 16 Octobre 2003 dans le cadre de la Fête de la Science.
4. Présentations annuelles du travail de recherche en Télédétection à des élèves ingénieurs, et à des collégiens en stage pratique de 4ème.

Annexe E

Nouveau Chapitre de la Thèse

La rédaction du "Nouveau Chapitre de la Thèse", proposé dans le cadre de la formation "Valorisation des Compétences" par l'Association Bernard Gregory (ABG), permet au doctorant de faire le point sur les acquis de sa thèse grâce à des entretiens réalisés avec un mentor ainsi qu'à un travail personnel de relecture de son projet de thèse. Si j'ai souhaité suivre cette formation, c'est avant tout pour prendre du recul par rapport à mon quotidien de fin de thèse, et profiter des discussions avec mon mentor pour mettre en valeur les compétences, autres que scientifiques, que j'avais pu développer au cours de ma thèse. Je désirais également mieux inscrire ce doctorat dans son projet professionnel.

De par son style de rédaction moins académique, ce chapitre se démarque volontairement des précédents. Il est, par ailleurs, rédigé dans le but d'être compréhensible par un public non spécialiste. Je ne rentrerai donc pas dans les détails techniques et scientifiques. Dans une première partie, je détaillerai les points principaux de mon projet de thèse, en proposant une mise en contexte, puis quelques points sur sa gestion et son coût. Dans une seconde partie, je reviendrai sur les compétences et savoir-faire que j'ai pu développer ou acquérir pendant ces trois années, aussi bien sur les plans scientifique et méthodologique que sur le plan personnel, en les illustrant par des exemples. Une troisième partie proposera un bilan de cette thèse, pour moi-même et d'une façon plus large pour mes projets de recherche.

E.1 Le projet de thèse

Après avoir présenté brièvement le cadre général et les enjeux de ma thèse, je détaillerai dans cette partie les principales étapes du projet, et évaluerai son coût global.

E.1.1 Le contexte et les enjeux

Le but de ma thèse est de recueillir automatiquement des informations à l'échelle de l'arbre sur des images forestières très haute résolution (1 pixel équivalant à 50cm au sol), comme par exemple des statistiques sur le nombre d'arbres, leur position, leur taille ou leur répartition spatiale, avec des outils de géométrie stochastique, qui permettent d'extraire des objets par des formes géométriques simples. Ce sujet fait donc intervenir plusieurs disciplines, les mathématiques appliquées, l'informatique, le traitement des images ainsi que la foresterie.

Cette étude se positionne dans un contexte général où, au cours des dernières années, l'avènement de la très haute résolution spatiale a ouvert des perspectives nouvelles dans le domaine de l'observation de la Terre, aussi bien pour des applications militaires que civiles (cartographie, géoréférencement, environnement, ...). Ainsi, pour ne citer qu'un exemple en analyse d'images, l'Institut Géographique National (IGN) met en place un procédé de mise à jour automatique des cartes routières, mais aussi de modélisation 3D des villes, par l'intermédiaire du traitement des images aériennes et satellitaires. D'autres exemples en géoréférencement, comme les lancements actuels des satellites de la future constellation Galiléo, concurrente du GPS, auront aussi de nombreuses conséquences sur notre vie de tous les jours.

En foresterie, l'exploitation des données fournies par l'imagerie haute résolution se révèle être un défi majeur de ces prochaines années. Parmi les principaux utilisateurs de ces images, citons les inventaires forestiers nationaux, regroupés au niveau européen dans le réseau ENFIN ("European Network of National Forest Inventories"). A l'image de l'Inventaire Forestier National (IFN) en France, leur rôle est d'effectuer l'inventaire des forêts indépendamment de toute question de propriété, afin de mieux connaître leurs potentialités et de fournir des données indispensables à l'étude de problématiques environnementales majeures qui découlent de l'étude des forêts, comme la biodiversité de la faune et de la flore, l'absorption du CO₂, le développement durable, ... En France, l'IFN fournit des cartes numériques au 1/25000, ainsi que des statistiques au niveau national obtenues grâce à des relevés sur le terrain (type et volume de bois, flore, faune, ...) et à une exploitation par photo-interprétation de leur base de données de photographies forestières qui recouvre l'hexagone. Cependant, face à l'évolution des besoins et des demandes, qu'il s'agisse de la mise à jour, de la précision, voire de l'enrichissement de la carte forestière, de la cartographie d'éléments particuliers comme les ligneux hors forêt (arbres épars, haies, ...), ou encore de la spatialisation de paramètres forestiers, la mise en place d'algorithmes de traitement automatique de ces images, couplée avec les travaux de photo-interprétation et les relevés obtenus sur le terrain, semble être indispensable. Au niveau mondial, l'utilisation de l'imagerie haute résolution pour recueillir automatiquement des informations à l'échelle de l'arbre ou de la forêt reste pour l'instant principalement à l'état de recherche (notamment au Canada et en Scandinavie). Tant sur le plan environnemental que sur le plan économique, la recherche dans ce domaine est donc nécessaire et offre des perspectives intéressantes.

E.1.2 Cadre de ma thèse

Etudiant du laboratoire de Mathématiques Appliquées (MAS) de l'Ecole Centrale Paris, j'ai effectué ma thèse en co-direction au sein du projet Ariana (INRIA/I3S) à l'INRIA Sophia Antipolis. Sur le plan scientifique, le laboratoire MAS se concentre sur la modélisation, la simulation, l'analyse et l'exploitation de systèmes ou produits complexes autour de trois grands axes (ingénierie scientifique et visualisation, traitement des informations, ingénierie des systèmes d'information). Pour sa part, le projet Ariana a pour vocation de fournir des outils de traitement des images dans le but d'aider à la résolution de problèmes inverses dans le domaine de l'observation de la Terre et de la cartographie. Il possède en particulier une compétence en extraction automatique d'objets (routes, bâtiments, ...), par différentes approches méthodologiques.

Aux niveaux national et international, les collaborations du laboratoire MAS et du projet Ariana sont variées : ils appartiennent tous deux à des réseaux scientifiques ou groupes de recherche (GdR ISIS, GdR MSPC), et ont des liens avec des instituts (CEA, CIRAD, LIAMA, Institut Pasteur ...), universités (ENS Cachan, ENST, Paris Dauphine, et de nombreuses universités internationales ...) et industriels (CNES, IGN, DGA, Alcatel Alenia Space, Astrium, Sagem, GridExpert, Dassault Aviation, General Electric). J'ai ainsi pu profiter de ces collaborations tout au long de ma thèse, en ayant régulièrement des échanges avec certains de ces partenaires, et en me rendant notamment à un groupe de travail au LIAMA à Pékin (Laboratoire franco-chinois en Informatique, Automatique et Mathématiques Appliquées).

Au sein du laboratoire MAS, cette thèse se positionnait en tant que sujet connexe à l'étude de la modélisation de la croissance des plantes. Ces modèles ont pour vocation de caractériser les phénomènes qui régissent la croissance de la plante isolée et au sein d'un peuplement (fonctionnement physiologique, influence des paramètres environnementaux comme la température ou les ressources en eau, compétition spatiale dans un peuplement, etc) et de les retranscrire algorithmiquement. L'interaction entre ces modèles de croissance et l'analyse d'images de télédétection était l'une des problématiques de ma thèse. Dans le projet Ariana, mon étude se positionnait à la suite de deux autres travaux fondés sur une méthodologie semblable d'extraction d'objets cartographiques par des caricatures géométriques (des segments pour les réseaux linéiques comme les routes et les rivières, des rectangles pour les bâtiments), dans le but de les compléter et de tester l'approche sur un troisième élément essentiel en cartographie (l'objet arbre). Il s'agissait de la première étude dans le domaine de la foresterie et sur les images forestières, l'idée de travailler sur ce sujet provenant en partie d'une collaboration du projet avec le Cémagref (Institut de recherche pour l'ingénierie de l'agriculture et de l'environnement), un des instituts de recherche collaborant avec l'IFN.

Pour finir, sur le plan personnel, faire une thèse était tout d'abord la suite logique après mon Master 2 Recherche (anciennement DEA) de traitement des images, qui portait sur le même sujet, et l'opportunité de mieux découvrir le monde de la recherche. De plus, l'intérêt de ce sujet, le fait qu'il soit interdisciplinaire, et ses applications envisageables à court et moyen termes ont été capitaux au moment du choix. La connaissance de mes encadrants

au laboratoire MAS et au projet Ariana, ainsi que celle de mon cadre de travail m'ont également guidé dans mon choix : j'appréciais tout particulièrement la responsabilisation des étudiants, les qualités scientifique et humaine de mes collaborateurs, la dimension multiculturelle des équipes, et bien évidemment le cadre de vie (la Côte d'Azur). Enfin, je voyais cette thèse comme une formation complémentaire, au cours de laquelle j'aurais le temps d'élargir mon champ de compétences, d'apprendre chaque jour de nouvelles choses, tout en vivant en quelque sorte une première expérience de gestion de projet.

E.1.3 Déroutement du projet

J'ai pu profiter d'une relative autonomie tout au long de la conduite de ce projet, ce qui m'a permis de définir mes orientations de recherche avec mes encadrants. J'ai pu ainsi alterner entre un travail sur la partie mathématique et un travail sur l'application elle-même, afin de définir un modèle intéressant sur le plan scientifique, mais aussi robuste afin d'obtenir des résultats sur différents types d'images de forêts. Le sujet de thèse défini au départ n'a pas évolué en tant que tel. Le risque, lié au choix de la méthodologie avant celui de l'application, avait été relativement bien évalué lors de mon stage de Master, principalement du fait de notre connaissance grandissante des images forestières, grâce notamment aux discussions et au soutien de l'IFN. Finalement, nous avons été capables de mettre en évidence les avantages de notre approche sur certaines images, ainsi que ses limites sur d'autres. Les résultats obtenus semblent prometteurs, serviront de base de départ à d'autres recherches dans ce domaine et nos algorithmes seront testés à l'IFN sur une plus large base de données d'images.

Du fait que ma thèse se déroulait en codirection, des réunions d'avancement ont été régulièrement organisées (au moins 2 par an) avec mes responsables du laboratoire MAS, ce qui a contribué à rapprocher les deux équipes pour notamment aboutir à la mise en place de projets communs, comme détaillé ci-dessous.

Autour de ce travail, quelques collaborations et partenariats ont été établis, menant à des demandes de financements, dans le but de développer cette thématique de recherche. Tout d'abord, et même si cela ne rentre pas directement dans le cadre de ma thèse, il est à noter qu'une action COLOR (COopérations LOcales de Recherche) avait été mise en place pour financer mon stage de Master. Ces actions ont pour but de favoriser des collaborations nouvelles entre une équipe de recherche de l'INRIA Sophia Antipolis et des laboratoires ou des entreprises des régions méditerranéennes. Les membres de cette COLOR étaient, outre le projet Ariana, le Cémagref et l'IFN de Montpellier, nos premiers partenaires. Le Cémagref apportait sa compétence scientifique de recherche en foresterie et en traitement des images, et l'IFN son expertise, ainsi que ses données photographiques. Début 2005, une ARC (Action de Recherche Coopérative), financée par l'INRIA au niveau national, a vu le jour pour une période de deux ans, autour d'une thématique mixte d'extractions de paramètres des arbres sur les images aériennes et de modélisation de leur croissance. Cette action, nommée ModeDeVie (Modélisation et Détection de Végétaux en Interaction avec leur

Environnement), regroupe mes deux laboratoires d'origine (projet Ariana de l'INRIA/I3S et laboratoire MAS de Centrale Paris via le Projet DigiPlante de l'INRIA Rocquencourt), ainsi que le LIAMA à Pékin. Grâce à la mise en place de cette collaboration, à laquelle j'ai pu participer dès la rédaction de la proposition, 2 post-doctorants et 2 stagiaires de Master ont été accueillis dans nos équipes. A l'heure de rédaction de ce chapitre, cette ARC n'est pas encore terminée.

Enfin, une collaboration plus aboutie a vu le jour début 2006 entre l'INRIA et l'IFN, visant à proposer des solutions de traitement des images aux besoins à court et moyen termes de l'IFN. Ceux-ci regroupent la création d'un fond vert (enveloppe de la forêt) et sa mise à jour à partir de la carte et des images, ainsi que l'utilisation de la très haute résolution pour détecter automatiquement les arbres ou des structures telles que les haies. Un ingénieur expert rejoindra le projet Ariana en octobre 2006 pour 26 mois afin de travailler sur ces thématiques. Comme détaillé dans la partie suivante sur les acquis de ma thèse, j'ai eu l'opportunité de participer activement à la mise en place de ce rapprochement, ainsi qu'à la réflexion sur les besoins de l'IFN.

E.1.4 Evaluation et prise en charge du coût du projet

Les tableaux Tab. (E.1) et Tab. (E.2) présentent les coûts liés à mon projet de thèse. Dans les "coûts réels environnés", l'INRIA comptabilise la masse salariale (coût chargé) ainsi que des charges indirectes telles que l'utilisation du matériel commun (bureau, téléphone, fax, imprimantes, réseau ...) ou les frais de gardiennage. Un coût semblable a été imputé à mon encadrement de l'Ecole Centrale Paris (5% du temps d'un Maître de Conférence). La répartition des ressources fait prendre en charge ces coûts environnés par les parties concernées.

E.2 Compétences développées

Au cours de ma thèse, j'ai pu développer ou affirmer certaines compétences aussi bien dans les domaines scientifique et technique que dans les domaines méthodologique et organisationnel. J'ai également renforcé certaines facettes de ma personnalité. Dans cette partie, j'essaierai de dégager certains de ces savoir-faire et savoir-être, en les illustrant autant que possible par des exemples de situations lors desquelles ils se sont manifestés.

E.2.1 Savoirs et savoir-faire scientifiques et techniques

Je reviens tout d'abord sur les compétences acquises dans les domaines scientifique et technique. Elles sont nombreuses, et ce sont bien souvent les plus faciles à mettre en évidence, celles qui viennent directement à l'esprit après trois ans de doctorat.

Coûts du projet	
Libellé	Montant associé (en K.Euros)
Ressources Humaines (Coût réel environné)	
Mon doctorat	207
Encadrement Centrale (1 Maître de Conférence à 5% du temps)	18
Encadrement INRIA (1 Chargé de Recherche à 20% du temps et 1 Directrice de Recherche à 5% du temps)	97 (50 en coût chargé)
Réunions IFN (2 journées par an)	3
Sous-total	325
Matériel - Subventions	
Ordinateur fixe	3
Images IFN (une trentaine utilisées en pratique)	3
Subvention repas INRIA (4 euros par jour)	3
Sous-total	9
Déplacements	
Conférences internationales (2 par an)	15
Conférences et missions nationales	3.5
Réunions de thèse Paris (2 par an, 2 personnes)	7.5
Sous-total	26
Total	360

TAB. E.1 – Coût du projet de thèse : répartition des charges.

Mathématiques appliquées

En premier lieu, cette expérience m'a permis d'approfondir mes connaissances en mathématiques appliquées, et plus particulièrement dans les processus stochastiques et leur application en traitement des images. Sans forcément me sentir mieux armé, mathématiquement parlant, qu'à la sortie de mes études d'ingénieur, je pense que mon principal acquis est surtout le fait d'avoir été capable d'assimiler rapidement des connaissances et de les avoir appliquées. Pour cela, le travail réalisé lors de l'étude bibliographique au début de la thèse s'est révélé être un exercice très formateur : j'ai dû apprendre à lire et consulter un grand nombre d'articles et de livres et à les synthétiser en isolant ce qu'ils apportaient de nouveau.

Prise en charge	
Libellé	Montant associée (en K.Euros)
Ressources internes	
Laboratoire MAS (bourse de thèse, encadrement)	90
Projet Ariana (complément bourse de thèse, encadrement, matériel)	104
Sous-total	194
Ressources externes	
Coûts réels environnés (INRIA Sophia)	121
ARC Mode de Vie (INRIA National)	25
IFN	6
Autres (Colors, subventions INRIA Sophia, ...)	14
Sous-total	166
Total	360

TAB. E.2 – Coût du projet de thèse : répartition des ressources.

Informatique et programmation

Ce premier projet professionnel m’a aussi conduit à progresser considérablement sur le plan de la programmation en C++, c’était en effet la première fois que je devais écrire un programme d’une telle ampleur (plus de 20.000 lignes de code). J’ai su acquérir les outils nécessaires pour combattre bogues et autres fuites de mémoire (ennemis très coriaces). A la fin de ma thèse, j’ai d’ailleurs déposé 3 de mes logiciels à l’Agence de Protection des Programmes (APP).

Découverte d’un nouveau domaine scientifique

Enfin, j’ai pu découvrir une nouvelle discipline grâce à l’application forestière vers laquelle était tournée mon sujet. Cette perspective de travailler avec des interlocuteurs provenant d’un domaine scientifique différent a d’ailleurs beaucoup compté lors de ma décision de faire une thèse. J’ai pu, au cours des différentes rencontres et discussions avec nos partenaires de l’IFN, ainsi que lors de conférences spécialisées (j’ai participé à une conférence de foresterie), me familiariser avec les sciences forestières, les différents corps de métier qui y sont liés, leurs enjeux, et leurs besoins.

E.2.2 Savoir-faire périphériques et complémentaires

Gestion de projet

Une thèse est avant tout un projet de 3 ans, mené par l'étudiant avec l'appui de ses encadrants. La gestion de projet est ainsi un acquis essentiel du doctorant et j'ai pu, au-delà de mon travail propre de recherche, participer activement à divers projets.

Tout d'abord, j'ai commencé par développer pour mes équipes du laboratoire MAS et du projet Ariana un nouveau site internet, véritable vitrine des projets de recherche et vecteur de communication essentiel. J'ai souhaité particulièrement mettre l'accent sur la simplicité de navigation, l'accessibilité et la mise en valeur du contenu (publications, fiches du personnel, ...). L'objectif était double : proposer un contenu plus riche et surtout mis à jour, pour les personnes visitant le site depuis l'extérieur, mais aussi faire en sorte que les données puissent facilement être modifiées et complétées par les utilisateurs (membres du projet). Il s'agissait tout d'abord pour moi de relever un défi technique, en choisissant l'architecture du site et en apprenant, avec des contraintes de temps surtout pour le projet Ariana puisqu'il était évalué au cours de l'année 2005, à utiliser les langages de développement appropriés. Il fallait, de plus, contribuer à ce que chaque membre du projet adhère à ce projet, à commencer par mes responsables, puisque ce nouveau site donnait plus de possibilités à chacun, mais aussi plus de responsabilité et de devoirs dans la gestion du contenu. Enfin, pour m'assurer de la pérennité de ce projet, j'ai accompagné un étudiant du projet Ariana dans la reprise du site lors de ma dernière année de thèse, et souhaite faire de même au sein du laboratoire MAS.

J'ai pu également mettre en place, lors de ma dernière année de thèse, une comparaison des algorithmes d'extraction d'arbres existant, avec la participation de chercheurs en traitement des images forestières du Canada, de Suède et de Finlande. Il s'agit d'un projet scientifique mené à distance, avec des interlocuteurs nouveaux. Le management de ce type de projet demande un mélange de rigueur et de flexibilité de la part du chef de projet, une définition claire des objectifs, des contacts permanents entre les différentes parties, et un plan de travail comportant des échéances précises. J'ai compris que l'organisation était au service de la gestion du temps. Grâce à l'aide de mes collaborateurs, ce projet est en bonne voie et devrait aboutir à la rédaction d'un article commun, mettant en valeur les avantages et les inconvénients des différents algorithmes selon le type d'image étudié.

Enfin, j'ai vécu l'évolution de la collaboration du projet Ariana avec l'IFN en ayant un rôle prépondérant, et ceci dès le début de mon stage de Master. Grâce à la confiance qui m'était accordée par mes responsables, j'ai pu moi-même établir les premiers contacts avec l'IFN de Montpellier, puis avec la direction au siège de Nogent-sur-Vernisson, et assumer une mission de représentativité de mon projet de recherche au cours des différentes réunions entre les deux parties. Mon rôle consistait à leur présenter les résultats de notre recherche, et à coordonner les échanges d'informations entre les deux équipes. Par la suite, les circonstances ont fait que ces discussions ont abouti à la mise en place d'un partenariat. J'ai également participé à la rédaction de la partie technique du contrat, dont le but était de

mettre en valeur des perspectives de développement de l'IFN à moyens termes en traitement automatique des images. De mon point de vue, il s'agissait non seulement de trouver des sujets d'intérêt pour l'IFN, qui souhaitait que des solutions lui soient proposées pour répondre à ses besoins, mais aussi pour le projet Ariana, par rapport à ses compétences et à son statut d'équipe de recherche.

Gestion du temps

Intimement liée à la compétence de gestion de projet, la gestion du temps est une des premières compétences développées au cours de ma thèse me venant à l'esprit. Se lancer dans un projet de trois ans n'est en effet pas facile, et j'ai d'ailleurs traversé des moments avec un manque de motivation, voyant l'échéance finale si lointaine. Heureusement, j'ai pu me construire toute une série de repères, afin de mesurer mon avancement, à commencer par les publications dans les conférences et dans les journaux. La rédaction de chaque article, comme celle du manuscrit final, ou de demandes de financement, comporte en effet des dates limites qu'il faut respecter. Le travail se fait alors souvent en urgence. La gestion du temps est encore plus délicate lorsqu'il s'agit de réaliser des projets en équipe, lorsqu'on ne contrôle pas tous les événements.

Communication inter-personnelle

La communication inter-personnelle, qu'elle se décline en conduite de réunion (avec mes responsables ou nos partenaires), à l'écrit (articles, rapports) ou à l'oral (conférences, séminaires), est le quotidien de tout doctorant. Il n'y a que par les échanges scientifiques et techniques que le travail de recherche peut s'affiner, et nombreuses sont les idées qui ressortent des discussions que l'on peut avoir avec des personnes à qui l'on présente ses travaux. Lors de ces trois années, je me suis d'ailleurs découvert un goût pour la communication, l'échange avec des interlocuteurs variés, parfois non issus du monde de la recherche. A de nombreuses reprises, j'ai présenté mon travail, ou plus généralement le travail du projet, à des collégiens et lycéens ou au grand public, dans le cadre de visites à l'INRIA, dans des lycées ou aux journées de la fête de la Science. Ceci m'a permis de développer des qualités de pédagogie et des capacités d'adaptabilité du discours, ainsi qu'une compétence pour la communication.

De plus, lors de mes contacts avec mes partenaires, j'ai pu me sensibiliser à l'importance de la construction d'un réseau professionnel. Ma formation à l'Ecole Centrale me l'avait déjà bien fait comprendre !

Linguistique

Au quotidien, j'ai également développé un savoir-faire linguistique, en pratiquant l'Anglais avec mes collègues, et lors des conférences internationales et groupes de travail. On ne peut pas dire que j'ai particulièrement progressé dans cette langue, mais j'ai sans doute pris confiance, notamment à l'oral, et j'ai appris à utiliser les langues étrangères dans un cadre technique.

E.2.3 Savoir-être

Adaptabilité, pédagogie

Lorsque vous apprenez à quelqu'un que vous êtes étudiant en doctorat, sa première réaction est de vous demander quel est votre sujet de thèse, sourire en coin. Les énoncés des sujets sont en effet la plupart du temps incompréhensibles pour les non spécialistes, et prêtent même parfois à rire. Le doctorant se doit alors d'enchaîner la lecture de son énoncé par une explication concise, avec des mots simples, de son travail de recherche, tout en essayant d'y trouver des applications industrielles potentielles s'il ne désire pas devoir répondre à la question piège "Mais à quoi ça sert ?", ou se lancer dans un débat passionnel sur l'utilité de la recherche. Quelque part, cette gymnastique lui permet de développer sa pédagogie en expliquant à des non spécialistes les enjeux de son doctorat. L'adaptabilité du discours peut donc être considéré comme un premier acquis du doctorant qui parle autour de lui de son travail de recherche.

Ecoute, empathie

D'une façon générale, j'ai pu mettre en valeur au cours de ma thèse, et notamment avec nos partenaires, ma capacité d'écoute, ainsi qu'une certaine curiosité intellectuelle et humaine.

Animation, leadership

J'ai pu affirmer des qualités d'initiateur et d'instigateur de projets, qu'ils soient d'ordre professionnel, en lien direct avec mon travail de recherche ou pour le développement des équipes auxquelles j'appartenais, ou d'ordre social. J'ai aussi contribué à apporter de la convivialité au sein de mon équipe, en organisant par exemple les thés, rencontres bimensuelles bien connues des chercheurs au cours desquelles l'équipe se réunit autour d'un thé et d'un exposé, ou en proposant régulièrement des sorties à la journée (ski ou randonnée) afin de renforcer les liens dans le projet, de souder l'équipe, et de faire découvrir la région aux nouveaux arrivants. Profitant de la convivialité au sein du projet Ariana, j'ai également organisé un concours de pronostics lors de l'Euro 2004, et participé à l'organisation d'une retraite de 3 jours "Brainstorming" en juin 2006.

E.3 Bilan, impact de la thèse

E.3.1 Pour mes équipes

Il est difficile de dégager les impacts de ma thèse sur les équipes auxquelles j'appartiens. Principalement, j'ai développé un nouvel outil s'inscrivant dans un projet global, en complément de recherches menées sur la croissance des plantes pour le laboratoire MAS, et dans la continuité des travaux d'extraction d'objets, pour une application en foresterie qui était nouvelle, pour le projet Ariana. Depuis, cette thématique s'est d'ailleurs développée au sein du projet Ariana, qui, par ailleurs, a lancé des travaux sur les feux de forêt, la segmentation des zones forestières et la classification des formes. Enfin, ma thèse a mené à la

création de plusieurs collaborations, dans lesquelles je me suis pleinement investi, certaines d'entre elles continueront après mon départ.

E.3.2 Bilan personnel

Comme on peut le constater à la lecture de ce nouveau chapitre, mes années de thèse m'ont donc beaucoup apporté, et la réflexion menée lors de la formation ABG m'a permis d'en prendre encore plus conscience. Cette découverte du monde de la recherche m'a permis d'affiner mon projet professionnel, et de développer de nombreuses compétences transférables dans l'industrie.

Impact sur mon projet professionnel

Ce qui ressort des parties précédentes sont autant de clés qui me permettent désormais de mieux cerner les paramètres de mon projet professionnel. Ainsi, j'ai besoin d'avoir une vision globale sur le projet auquel j'appartiens, et de travailler fortement en équipe autour de problématiques scientifiques mettant en jeu des interlocuteurs venant de domaines différents. Ma capacité à communiquer, à mettre en valeur les intérêts propres de mon équipe, et la confiance que j'ai pu obtenir de mes interlocuteurs, m'ont renforcé dans mon envie de faire du relationnel un point central de mon univers de travail. Ceci n'a fait que confirmer ce que j'avais ressenti tout au long de ma formation d'ingénieur, par le biais de projets d'étude ou dans ma vie associative. De plus, ayant eu la chance d'appartenir à un projet multiculturel, et d'avoir beaucoup voyagé au cours de ces trois années grâce à des conférences et groupes de travail (Chine, USA, Afrique du Sud, Europe), j'ai pris goût à cette dimension internationale, et aimerais autant que possible continuer à travailler sur des projets de grande ampleur, étant en contact avec des partenaires ou clients étrangers.

Transférabilité

Les différents acquis présentés ci-dessus peuvent pleinement s'exprimer dans un poste d'ingénieur de recherche, auquel j'ai d'ailleurs candidaté. Les compétences requises pour exercer ce type de poste confrontées aux acquis de ma thèse répondent au tableau de transférabilité suivant :

Principales compétences requises au poste	Transférabilité
Connaissances scientifiques et techniques	Formation générale depuis le Master
Ouverture scientifique (équipe pluri-disciplinaire)	Curiosité intellectuelle, écoute
Gestion de projets	Autonomie, rigueur, expérience de thèse
Encadrement d'étudiants	Pédagogie, communication

TAB. E.3 – Tableau de transférabilité des compétences.

Plan d'action - apports de la formation ABG

En conclusion, la formation proposée par l'Association Bernard Gregory m'a donné des outils pour préparer les entretiens d'embauche que j'ai pu passer au cours de ma dernière année de thèse (notamment les entretiens de type ressources humaines). Elle m'a permis non seulement d'affiner mon projet professionnel, en ciblant les postes qui me conviendraient le mieux, mais également de valoriser mon expérience de thèse, en cernant les acquis et en les mettant en valeur lorsque je me présentais devant les recruteurs. J'ai pu également mesurer l'importance de considérer son doctorat comme une première expérience de gestion de projet, ainsi que de l'intégrer pleinement à son projet professionnel. Le fait de prendre du recul en troisième année, au cours de laquelle le doctorant peut facilement se laisser déborder par la charge de travail et l'écriture du manuscrit, est essentiel pour ceux qui s'interrogent sur leur avenir. L'aide d'une personne extérieure (mentor ABG), spécialiste en recrutement et en ressources humaines, est précieuse et facilite ce travail de relecture, en mettant des mots sur chacune des expériences du doctorant et en les valorisant.

Bibliographie

- [Aguado et Nixon, 1995] A.S. Aguado et M.S. Nixon. A New Hough Transform Mapping for Ellipse Detection. Rapport de recherche, University of Southampton, 1995.
- [Andersen *et al.*, 2001] H.E. Andersen, S.E. Reutebuch et G.F. Schreuder. Automated Individual Tree Measurement through Morphological Analysis of a LIDAR-based Canopy Surface Model. Dans *Proc. of the 1st International Precision Forestry Symposium*, pages 11–21, Juin 2001.
- [Andersen *et al.*, 2002] H.E. Andersen, S.E. Reutebuch et G.F. Schreuder. Bayesian Object Recognition for the Analysis of Complex Forest Scenes in Airborne Laser Scanner Data. Dans *ISPRS Commission III Symposium*, Graz, Autriche, Septembre 2002.
- [Andersen *et al.*, 2005] H.E. Andersen, R.J. McGauchey et S.E. Reutebuch. Estimating Forest Canopy Fuel Parameters using LIDAR Data. *Remote Sensing of Environment*, 94 :441–449, 2005.
- [Andersen, 2003] H.E. Andersen. *Estimation of Critical Forest Structure Metrics through the Spatial Analysis of Airborne Laser Scanner Data*. Thèse de Doctorat, College of Forest Resources, University of Washington, Seattle, Etats-Unis, 2003.
- [Andrieu *et al.*, 2001] C. Andrieu, L.A. Breyer et A. Doucet. Convergence of Simulated Annealing using Foster-Lyapunov Criteria. *Journal of Applied Probability*, 38(4) :975–994, 2001.
- [Azencott, 1992] R. Azencott (éditeur). *Simulated Annealing. Parallelization Techniques*. John Wiley and Sons, 1992.
- [Bacher et Mayer, 2000] U. Bacher et H. Mayer. Automatic Extraction of Trees in Urban Areas from Aerial Imagery. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, (33) B3/1, pages 51–57, 2000.
- [Baddeley et van Lieshout, 1993] A. Baddeley et M.N.M. van Lieshout. Stochastic Geometry Models in High-level Vision. Edité par K.V. Mardia, *Statistics and Images*, volume 1, pages 233–258. Carfax, Abingdon, 1993.
- [Banorff-Nielsen *et al.*, 1999] O. E. Banorff-Nielsen, W.S. Kendall et M.N.M. van Lieshout (éditeurs). *Stochastic Geometry Likelihood and Computation*. Chapman and Hall, 1999.
- [Besag, 1986] J. Besag. On the Statistical Analysis of Dirty Pictures. *Journal of Royal Statistic Society*, B(68) :259–302, 1986.

- [Bhogal *et al.*, 1998] P. Bhogal, D. G. Goodenough, F.A. Gougeon, N. Daley, A. Nera et K.O. Niemann. Fusion of AirSAR and MEIS Data for Estimating Forest Parameters. Dans *IGARSS'98*, pages 1314–1317, Seattle, Washington, Etats-Unis, 1998.
- [Blazquez, 1989] C.H. Blazquez. Computer-based Image Analysis and Tree Counting with Aerial Color Infrared Photography. *Journal of Imaging Technology*, 15(4) :163–168, 1989.
- [Borgefors, 1996] G. Borgefors. Distance Transformations in Digital Images. *Computational Vision Graphics Image Processing*, 34 :344–371, 1996.
- [Brandtberg *et al.*, 2003] T. Brandtberg, T.A. Warner, R.E. Landenberger et J.B. Mc Graw. Detection and Analysis of Individual Leaf-off Tree Crown in Small Footprint, High Sampling Density LIDAR Data from the Eastern Deciduous Forest in North America. *Remote Sensing of Environment*, 85 :290–303, 2003.
- [Brandtberg et Walter, 1998] T. Brandtberg et F. Walter. An Algorithm for Delineation of Individual Tree Crowns in High Spatial Resolution Aerial Images using Curved Edge Segments at Multiple Scales. Edité par D.A. Hill et D.G. Leckie, Dans *Proc. of the International Forum on Automated Interpretation of High Spatial Resolution Digital Imagery for Forestry*, pages 41–54, Pacific Forestry Center, Victoria, BC, Canada, Février 1998.
- [Brandtberg, 2002] T. Brandtberg. Individual Tree-Based Species Classification in High Spatial Resolution Aerial Images of Forests using Fuzzy Sets. *Fuzzy Sets and Systems*, 132(3) :371–387, 2002.
- [Brémaud, 2001] P. Brémaud. *Markov chain : Gibbs Fields, Monte Carlo Simulation and Queues*. Springer-Verlag, 2001.
- [Campbell, 2002] J.B. Campbell. *Introduction to Remote Sensing : Third Edition*. Taylor and Francis, New York, 2002.
- [Cerny, 1985] V. Cerny. Thermodynamical Approach to the Traveling Salesman Problem : an Efficient Simulation Algorithm. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 45(1) :41–51, 1985.
- [CILF, 1975] Conseil International de la Langue Française CILF (éditeur). *Dictionnaire forestier multilingue*. ISBN : 2853190188. Association française des Eaux et Forêts, Conseil International de la Langue Française, FAO/IUFRO, 1975.
- [Couteron *et al.*, 2003] P. Couteron, J. Seghieri et J. Chadoeuf. A Test for Spatial Relationships Between Neighbouring Plants in Plots of Heterogeneous Plant Density. *Journal of Vegetation Science*, 14 :163–172, 2003.
- [Couteron *et al.*, 2005] P. Couteron, R. Pelissier, E.A. Nicolini et D. Paget. Predicting Tropical Forest Stand Structure Parameters from Fourier Transform of Very High-Resolution Remotely Sensed Canopy Images. *Journal of Applied Ecology*, 42 :1121–1128, 2005.
- [Culvenor *et al.*, 1998] D.S. Culvenor, N. Coops, R. Preston et K.G. Tolhurst. A Spatial Clustering Approach to Automated Tree Crown Delineation. Edité par D.A. Hill et D.G. Leckie, Dans *Proc. of the International Forum on Automated Interpretation of High Spatial Resolution Digital Imagery for Forestry*, pages 67–80, Pacific Forestry Center, Victoria, BC, Canada, Février 1998.

- [Culvenor, 2002] D.S. Culvenor. TIDA : an Algorithm for Delineation of Tree Crowns in High Spatial Resolution Remotely Sensed Images. *Computational Geosciences*, 28(1) :33–44, 2002.
- [Daley et al., 1998] N. Daley, C. Burnett, M. Wulder, K.O. Niemann et D.G. Goodenough. Comparison of Fixed-Size and Variable-Sized Windows for the Estimation of Tree Crown Position. Dans *IGARSS'98*, pages 1323–1325, Seattle, Washington, Etats-Unis, 1998.
- [Daley et Jones, 1988] D. Daley et V. Jones. *An Introduction to the Theory of Point Processes*. Springer, New York, 1988.
- [Danilin et Medvedev, 2004] I. Danilin et E. Medvedev. Forest Inventory and Biomass Assessment by the Use of Airborne Laser Scanning Method (Example from Siberia). *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 36(8) :139–144, 2004.
- [Descombes et al., 1997] X. Descombes, R.D. Morris, J. Zerubia et M. Berthod. Maximum Likelihood Estimation of Markov Random Field Parameters using Markov Chain Monte Carlo algorithms. Dans *Proc. of the First International Workshop on Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 133–148. Springer-Verlag, 1997.
- [Descombes et al., 1999] X. Descombes, R.D. Morris, J. Zerubia et M. Berthod. Estimation of Markov Random Field Prior Parameters using Markov Chain Monte Carlo Maximum Likelihood. *IEEE Trans. on Image Processing*, 8(7) :954–962, 1999.
- [Descombes et al., 2001a] X. Descombes, R. Stoica, L. Garcin et J. Zerubia. A RJMCMC algorithm for object processes in image processing. *Monte Carlo Methods and Applications*, 7(1-2) :149–156, 2001.
- [Descombes et al., 2001b] X. Descombes, M.N.M. van Lieshout, R. Stoica et J. Zerubia. Parameter estimation by a Markov chain Monte Carlo Technique for the Candy Model. Dans *Proc. of the IEEE Workshop of Statistical Signal Processing*, pages 22–25, Singapour, Août 2001.
- [Descombes et al., 2004a] X. Descombes, F. Kruggel, C. Lacoste, M. Ortner, G. Perrin et J. Zerubia. Marked Point Process in Image Analysis : from Context to Geometry. papier invité. Dans *SPPA Conference*, Castellon, Espagne, Avril 2004.
- [Descombes et al., 2004b] X. Descombes, F. Kruggel, G. Wollny et H.J. Gertz. An Object Based Approach for Detecting Small Brain Lesions : Application to Virchow-Robin Spaces. *IEEE Trans. Medical Imaging*, 23(2) :246–255, February 2004.
- [Descombes, 2004] X. Descombes. *Méthodes stochastiques en analyse d'image : des champs de Markov aux processus ponctuels marqués*. Habilitation à diriger des Recherches, Université de Nice-Sophia Antipolis, Février 2004.
- [Drake et al., 2002] J.B. Drake, R.O. Dubayah, D.B. Clark, R.G. Knox, J.B. Blair, M.A. Hofton, R.L. Chazdon, J.F. Weishampel et S. Prince. Estimation of Tropical Forest Structural Characteristics using Large-Footprint Lidar. *Remote Sensing of Environment*, 79 :305–319, 2002.

- [Dralle et Rudemo, 1996] K. Dralle et M. Rudemo. Stem Number Estimation by Kernel Smoothing of Aerial Photos. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 28 :1228–1236, 1996.
- [Durrieu et Boureau, 1996] S. Durrieu et J.G. Boureau. Studying the Possibilities for Updating the French Forest Survey Map using Spot Images. Dans *Proc. of the International Workshop Applications of Remote Sensing in European Forest Monitoring*, pages 179–191, Vienne, Autriche, 1996.
- [Erikson, 2003] M. Erikson. Segmentation of Individual Tree Crowns in Colour Aerial Photographs using Region Growing supported by Fuzzy Rules. *Canadian Journal of Forestry Research*, 33 :1557–1563, 2003.
- [Erikson, 2004a] M. Erikson. *Segmentation and Classification of Individual Tree Crowns*. Thèse de Doctorat, Swedish University of Agricultural Sciences, Uppsala, Suède, 2004.
- [Erikson, 2004b] M. Erikson. Species Classification of Individual Segmented Tree Crowns in High Resolution Aerial Images using Radiometric and Morphologic Image Measures. *Remote Sensing of Environment*, 91 :469–477, 2004.
- [Erikson, 2005] M. Erikson. Comparison of Three Individual Tree Crown Detection Methods. *Machine Vision and Applications*, 16(4) :258–265, 2005.
- [Erikson, 2006] M. Erikson. Two Preprocessing Techniques based on Grey Level and Geometric Thickness to Improve Segmentation Results. *Pattern Recognition Letters*, 27 :160–166, 2006.
- [Eriksson et al., 2006] M. Eriksson, G. Perrin, X. Descombes et J. Zerubia. A Comparative Study of Three Methods for Identifying Individual Tree Crowns in Aerial Images Covering Different Types of Forests. Dans *Proc. of International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS) Symposium Commission 1*, Marne La Vallée, France, Juillet 2006.
- [Fachat, 2000] A. Fachat. *A Comparison of Random Walks with Different Types of Acceptance Probabilities*. Thèse de Doctorat, University of Chemnitz, Allemagne, Mai 2000.
- [Geman et Geman, 1984] S. Geman et D. Geman. Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions and the Bayesian Restoration of Images. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI)*, 6(6) :721–741, 1984.
- [Geyer et Møller, 1994] C.J. Geyer et J. Møller. Simulation and Likelihood Inference for Spatial Point Processes. *Scandinavian Journal of Statistics*, 21 :359–373, 1994.
- [Geyer et Møller, 1998] C.J. Geyer et J. Møller. Likelihood Inference for Spatial Point Processes. Edité par O.E. Barndoff Nielsen, W.S. Kendall et M.N.M. van Lieshout, *Stochastic Geometry, Likelihood and Computation*. Chapman and Hall, London, 1998.
- [Geyer et Thompson, 1992] C.J. Geyer et E.A. Thompson. Constrained Monte Carlo maximum likelihood for dependent data. *Journal of the Royal Statistical Society B*, 54(3) :657–699, 1992.
- [Gibson, 2000] P.J. Gibson. *Introductory Remote Sensing : Principles and Concepts*. Taylor and Francis, New York, 2000.

- [Gong *et al.*, 2003] P. Gong, R. Pu, G.S. Biging et M.R. Larrieu. Estimation of Forest Leaf Area Index using Vegetation Indices Derived From Hyperion Hyperspectral Data. *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 41(6) :1355–1362, 2003.
- [Goreaud *et al.*, 1997] F. Goreaud, B. Courbaud et F. Collinet. Spatial Structure Analysis Applied to Modelling of Forest Dynamics : a Few Examples. Dans *IUFRO workshop, Empirical and process based models for forest tree and stand growth simulation*, Oeiras, Portugal, Septembre 1997.
- [Goreaud *et al.*, 2004] F. Goreaud, B. Loussier, M.A. Ngo Bieng et R. Allain. Simulating Realistic Spatial Structure for Forest Stands : a Mimetic Point Process. Dans *Journées Interdisciplinaires de Statistiques Spatiale*, Paris, 2004.
- [Goreaud, 2000] F. Goreaud. *Apports de l'analyse de la structure spatiale en forêt tempérée à l'étude et la modélisation des peuplements complexes*. Thèse de Doctorat, ENGREF, Nancy, France, 2000.
- [Gougeon *et al.*, 1998] F.A. Gougeon, D.G. Leckie, I. Scott et D. Paradine. Individual Tree Crown Species Recognition : the Nahmint Study. Edité par D.A. Hill et D.G. Leckie, Dans *Proc. of the International Forum on Automated Interpretation of High Spatial Resolution Digital Imagery for Forestry*, pages 209–223, Pacific Forestry Center, Victoria, BC, Canada, Février 1998.
- [Gougeon *et al.*, 2001a] F.A. Gougeon, P. Labrecque, M. Guérin, D.G. Leckie et A. Dawson. Détection du pin blanc dans l'Outaouais à partir d'images satellitaires à haute résolution IKONOS. Dans *Proc. of the 23rd Canadian Symposium on Remote Sensing / 10^{eme} Congrès de l'Association québécoise de télédétection*, Sainte-Foy, Québec, Canada, Août 2001.
- [Gougeon *et al.*, 2001b] F.A. Gougeon, B.A. St-Onge, M. Wulder et D. Leckie. Synergy of Airborne Laser Altimetry and Digital Videography for Individual Tree Crown Delineation. Dans *Proc. of the 23rd Canadian Symposium on Remote Sensing / 10^{eme} Congrès de l'Association québécoise de télédétection*, Sainte-Foy, Québec, Canada, Août 2001.
- [Gougeon et Leckie, 1998] F.A. Gougeon et D.G. Leckie. Forest Regeneration : Individual Tree Crown Detection Techniques for Density and Stocking Assessment. Edité par D.A. Hill et D.G. Leckie, Dans *Proc. of the International Forum on Automated Interpretation of High Spatial Resolution Digital Imagery for Forestry*, pages 169–177, Pacific Forestry Center, Victoria, BC, Canada, Février 1998.
- [Gougeon, 1992] F.A. Gougeon. Individual Tree Identification from High Resolution MEIS Images. Edité par M.D. Gillis et D.G. Leckie, Dans *Proc. of the International Forum on Airborne Multispectral Scanning for Forestry and Mapping (with Emphasis on MEIS)*, pages 117–128, Forêts Canada, Val-Morin, Québec, Avril 1992.
- [Gougeon, 1995a] F.A. Gougeon. Comparison of Possible Multispectral Classification Schemes for Tree Crown Individually Delineated on High Spatial Resolution MEIS Images. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 21(1), pages 1–9, 1995.

- [Gougeon, 1995b] F.A. Gougeon. A Crown-following Approach to the Automatic Delineation of Individual Tree Crowns in High Spatial Resolution Aerial Images. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 21(3), pages 274–284, 1995.
- [Gougeon, 1995c] F.A. Gougeon. A System for Individual Tree Crown Classification of Conifer Stands at High Spatial Resolution. Dans *Proc. of the 17th Canadian Symposium on Remote Sensing*, pages 635–642, Saskatchewan, Canada, Juin 1995.
- [Gougeon, 1996] F.A. Gougeon. Vers l’inventaire forestier automatisé : reconnaître l’arbre ou la forêt ? Actes du 9^{me} Congrès de l’Association Québécoise de Télédétection, Mai 1996.
- [Gougeon, 1997] F.A. Gougeon. A Locally Adaptive Technique for Forest Regeneration Assessments from High Resolution Aerial Images. *Proc. of the 19th Canadian Symposium on Remote Sensing*, Ottawa, Ontario, Canada, Mai 1997.
- [Gougeon, 1998] F.A. Gougeon. Automatic Individual Tree Crown Delineation using a Valley-following Algorithm and Rule-based System. Edité par D.A. Hill et D.G. Leckie, Dans *Proc. of the International Forum on Automated Interpretation of High Spatial Resolution Digital Imagery for Forestry*, pages 11–23, Pacific Forestry Center, Victoria, BC, Canada, Février 1998.
- [Graffigne, 1987] C. Graffigne. *Experiments in Texture Analysis and Segmentation*. Thèse de Doctorat, Brown University, Etats-Unis, 1987.
- [Green, 1995] P.J. Green. Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo Computation and Bayesian Model Determination. *Biometrika* 82, pages 711–732, 1995.
- [Greenberg et al., 2005] J.A. Greenberg, S.Z. Dobrowski et S.L. Ustin. Shadow Allometry : Estimating Tree Structural Parameters using Hyperspatial Image Analysis. *Remote Sensing of Environment*, 97 :15–25, 2005.
- [Haala et Brenner, 1999] N. Haala et C. Brenner. Extraction of Buildings and Trees in Urban Environments. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54 :130–137, 1999.
- [Haapanen et al., 2004] R. Haapanen, A.R. Ek, M.E. Bauer et A.O. Finley. Delineation of Forest / non Forest Land Use Classes using Nearest Neighbor Methods. *Remote Sensing of Environment*, 89 :265–271, 2004.
- [Haario et Saksman, 1991] H. Haario et E. Saksman. Simulated Annealing Process in General State Space. *Advances Applied Probability*, 23 :866–893, 1991.
- [Hajek, 1985] B. Hajek. Cooling Schedules for Optimal Annealing. *Mathematics of Operations Research*, 13(2) :311–329, 1985.
- [Halmos, 1950] P.R. Halmos. *Measure Theory*. Springer-Verlag, 1950.
- [Hastings, 1970] W.K. Hastings. Monte Carlo Sampling using Markov Chains and their Applications. *Biometrika*, 57(1) :97–109, 1970.
- [Hay et al., 2005] G.J. Hay, G. Castilla, M.A. Wulder et J.R. Ruiz. An Automated Object-based Approach for the Multiscale Image Segmentation of Forest Scenes. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 7 :339–359, 2005.

- [Hirschmugl *et al.*, 2005] M. Hirschmugl, M. Franke, M. Ofner, M. Schardt et H. Raggam. Single Tree Detection in Very High Resolution Remote Sensing Data. Dans *Proc. of ForestSat 2005*, Boras, Suède, 2005.
- [Holmgren et Jonsson, 2004] J. Holmgren et T. Jonsson. Large Scale Airborne Laser Scanning of Forest Resources in Sweden. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 36(8) :157–160, 2004.
- [Horvath *et al.*, 2006] P. Horvath, I.H. Jermyn, Z. Kato et J. Zerubia. A Higher-Order Active Contour Model for Tree Detection. Dans *Proc. International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, Hong-Kong, Août 2006.
- [Howard, 1991] J.A. Howard. *Remote Sensing of Forest Resources, Theory and Application*. Chapman and Hall, London, 1991.
- [Hurtt *et al.*, 2003] G. Hurtt, X. Xiao, M. Keller, M. Palace, G.P. Asner, R. Braswell, E.S. Brondizio, M. Cardoso, C.J.R. Carvalho, M.G. Fearon, L. Guild, S. Hagen, S. Hetrik, B. Moore, C. Nobre, J.M. Read, T. Sa, A. Schloss, G. Vourlitis et A.J. Wickel. IKONOS Imagery for the Large Scale Biosphere-Atmosphere Experiment in Amazonia (LBA). *Remote Sensing of Environment*, 88 :111–127, 2003.
- [Hyypä *et al.*, 2000] J. Hyypä, H. Hyypä, M. Inkinen, M. Engdahla, S. Linkob et Y.H. Zhu. Accuracy Comparison of Various Remote Sensing Data Sources in the Retrieval of Forest Stand Attributes. *Forest Ecology and Management*, 128 :109–120, 2000.
- [Hyypä *et al.*, 2004] J. Hyypä, H. Hyypä, P. Litkey, X. Yu et H. Haggren. Algorithms and Methods of Airborne Laser Scanning for Forest Measurements. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 36(8) :82–89, 2004.
- [IFN, 2003] Inventaire Forestier National IFN. *Paysages de Forêts*. De Monza, 2003.
- [Kawagushi et Nagata, 1998] T. Kawagushi et R. Nagata. Ellipse Detection using a Genetic Algorithm. Dans *International Conference on Image Processing (ICIP)*, pages 141–145, Chicago, Illinois, Etats-Unis, 1998.
- [Kendall et Møller, 2000] W. S. Kendall et J. Møller. Perfect Metropolis-Hastings simulation of locally stable spatial point processes. *Advances in Applied Probability (SGSA)*, 32 :844–865, 2000.
- [Kirkpatrick *et al.*, 1983] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt et M. P. Vecchi. Optimization by Simulated Annealing. *Science* n° 4598, 220 :671–680, Mai 1983.
- [Lacoste, 2004] C. Lacoste. *Extraction de réseaux linéiques à partir d'images satellitaires et aériennes par processus ponctuels marqués*. Thèse de Doctorat, Université de Nice-Sophia Antipolis, Septembre 2004.
- [Larsen et Rudemo, 1997a] M. Larsen et M. Rudemo. Estimation of Tree Positions from Aerial Photos. Edité par Tony Lindeberg, Dans *Proc. of the 1997 Swedish Symposium on Image Analysis*, pages 130–134, Stockholm, Suède, 1997.
- [Larsen et Rudemo, 1997b] M. Larsen et M. Rudemo. Using Ray-Traced Templates to Find Individual Trees in Aerial Photographs. Edité par Michael Frydrych, Jussi Parkkinen et Ari Visa, Dans *Proc. of the 10th Scandinavian Conference on Image Analysis*, volume 2, pages 1007–1014, Lappeenranta, Finlande, 1997.

- [Larsen et Rudemo, 1998] M. Larsen et M. Rudemo. Optimizing Templates for Finding Trees in Aerial Photographs. *Pattern Recognition Letters*, 19 :1153–1162, 1998.
- [Larsen et Rudemo, 2004] M. Larsen et M. Rudemo. Approximate Bayesian Estimation of a 3D Point Pattern from Multiple Views. *Pattern Recognition Letters*, 19(12) :1359–1368, 2004.
- [Larsen, 1997] M. Larsen. Crown Modelling to Find Tree Top Positions in Aerial Photographs. Dans *Proc. of the Third International Airborne Remote Sensing Conference and Exhibition*, volume 2, pages 428–435, 1997.
- [Larsen, 1998] M. Larsen. Finding an Optimal Match Window for Spruce Top Detection based on an Optical Tree Model. Edité par D.A. Hill et D.G. Leckie, Dans *Proc. of the International Forum on Automated Interpretation of High Spatial Resolution Digital Imagery for Forestry*, pages 55–66, Pacific Forestry Center, Victoria, BC, Canada, Février 1998.
- [Larsen, 1999] M. Larsen. Individual Tree Top Position Estimation by Template Voting. Dans *Proc. of the Fourth International Airborne Remote Sensing Conference and Exhibition*, volume 2, pages 83–90, Ottawa, Ontario, Juin 1999.
- [Larsen, 2005] M. Larsen. Single Tree Classification with a Hypothetical Multispectral Satellite. Dans *Proc. of ForestSat 2005*, Borås, Suède, 2005.
- [Leckie et al., 1998] D.G. Leckie, M. Gillis, F.A. Gougeon, M. Lodin, J. Wakelin et Y. Xiaoping. Computer-Assisted Photointerpretation Aid to Forest Inventory Mapping : some Possible Approaches. Edité par D.A. Hill et D.G. Leckie, Dans *Proc. of the International Forum on Automated Interpretation of High Spatial Resolution Digital Imagery for Forestry*, pages 335–343, Pacific Forestry Center, Victoria, BC, Canada, Février 1998.
- [Leckie et al., 1999] D.G. Leckie, C. Burnett, T. Nelson, C. Jay, N. Walsworth, F.A. Gougeon et E. Cloney. Forest Parameter Extraction through Computer-based Analysis of High Resolution Imagery. Dans *Proc. of the Fourth International Airborne Remote Sensing Conference and Exhibition*, Ottawa, Ontario, Juin 1999.
- [Leckie et al., 2003a] D.G. Leckie, F.A. Gougeon, D.A. Hill, R. Quinn, L. Armstrong et R. Shreenan. Combined High-Density LIDAR and Multispectral Imagery for Individual Tree Crown Analysis. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 29(5) :633–649, 2003.
- [Leckie et al., 2003b] D.G. Leckie, F.A. Gougeon, N. Walsworth et D. Paradine. Stand Delineation and Composition Estimation using Semi-Automated Individual Tree Crown Analysis. *Remote Sensing of Environment*, 85, pages 355–369, 2003.
- [Leckie et Gougeon, 1998] D.G. Leckie et F.A. Gougeon. An Assessment of Both Visual and Automated Tree Counting and Species Identification with High Spatial Resolution Multispectral Imagery. Edité par D.A. Hill et D.G. Leckie, Dans *Proc. of the International Forum on Automated Interpretation of High Spatial Resolution Digital Imagery for Forestry*, pages 141–152, Pacific Forestry Center, Victoria, BC, Canada, Février 1998.
- [Lefsky et al., 2002] M.A. Lefsky, W.B. Cohen, G.G. Parker et D.J. Harding. LIDAR Remote Sensing for Ecosystem Studies. *BioScience*, 52(1) :19–30, 2002.

- [Locatelli, 2000] M. Locatelli. Simulated Annealing Algorithms for Continuous Global Optimization : Convergence Conditions. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 104 :121–133, 2000.
- [Lund et Rudemo, 2000] J. Lund et M. Rudemo. Models for Point Processes Observed with Noise. *Biometrika*, 87(2) :235–249, 2000.
- [Magnussen et al., 1999a] S. Magnussen, P. Eggermont et V.N. LaRiccia. Recovering Tree Heights from Airborne Laser Scanner Data. *Forest Science*, 45(3) :407–422, 1999.
- [Magnussen et al., 1999b] S. Magnussen, F.A. Gougeon, D.G. Leckie et M. Wulder. Predicting Tree Heights from a Combination of LIDAR Canopy Heights and Digital Stem Counts. Dans *IUFRO Conference on Remote Sensing and Forest Monitoring*, Rogow, Pologne, Juin 1999.
- [Maltamo et al., 2004] M. Maltamo, K. Eerikainen, J. Pitkanen, J. Hyypä et M. Vehmas. Estimation of Timber Volume and Stem Density based on Scanning Laser Altimetry and Expected Tree Size Distribution Functions. *Remote Sensing of Environment*, 90 :319–330, 2004.
- [Matern, 1960] B. Matern. *Spatial Variation*, volume 36 de *Lecture Notes in Statistics*. Springer Verlag, Berlin, 1960.
- [Means et al., 1999] J.E. Means, S.A. Acker, D.J. Harding, J.B. Blair, M.A. Lefsky, W.B. Cohen, M.E. Harmon et W.A. Mc Kee. Use of Large-Footprint Scanning Airborne Lidar to Estimate Forest Stand Characteristics in the Western Cascades of Oregon. *Remote Sensing of Environment*, 67(3) :298–308, 1999.
- [Means et al., 2000] J.E. Means, S.A. Acker, D.J. Harding, J.B. Blair, M.A. Lefsky, W.B. Cohen, M.E. Harmon et W.A. Mc Kee. Predicting Forest Stand Characteristics with Airborne Scanning Lidar. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 66(11) :1367–1371, 2000.
- [Mei et Durrieu, 2004] C. Mei et S. Durrieu. Tree Crown Delineation from Digital Elevation Models and High Resolution Imagery. Dans *ISPRS working group VIII/2, Laser-Scanners for Forest and Landscape Assessment*, volume 36, October 2004.
- [Metropolis et al., 1953] M. Metropolis, A.W. Rosenbluth, A.H. Teller et E. Teller. Equation of State Calculations by Fast Computing Machines. *Journal of Chemical Physics*, 21 :1087–1092, 1953.
- [Moeller et al., 2005] D.P.F. Moeller, C. Koerber et C. Kaetsch. Texture Classification Applied on Aerial Imagery in Forestry. Dans *19th European Conference on Modelling and Simulation*, Riga, Lettonie, 2005.
- [Naesset et Bjerknes, 2001] E. Naesset et K.O. Bjerknes. Estimating Tree Heights and Number of Stems in Young Forest Stands using Airborne Laser Scanner Data. *Remote Sensing of Environment*, 78 :328–340, 2001.
- [Niemann et al., 1998] K.O. Niemann, S. Adams et G. Hay. Automated Tree Crown Identification using Digital Orthophoto Mosaics. Edité par D.A. Hill et D.G. Leckie, Dans *Proc. of the International Forum on Automated Interpretation of High Spatial Resolution Digital Imagery for Forestry*, pages 105–113, Pacific Forestry Center, Victoria, BC, Canada, Février 1998.

- [Nilsson, 1996] M. Nilsson. Estimation of Tree Heights and Stand Volume using an Airborne Lidar System. *Remote Sensing of Environment*, 56 :1–7, 1996.
- [Ogata et Tanemura, 1985] Y. Ogata et M. Tanemura. Likelihood Estimation of Interaction Potentials and External Fields of Inhomogeneous Spatial Point Patterns. Edité par I.S. Francis, B.F.J. Manly et F.C. Lam, *Pacific Statistical Congress*, pages 150–154, 1985.
- [Olofsson, 2002] K. Olofsson. Detection of Single Trees in Aerial Images using Template Matching. Edité par I.S. Francis, B.F.J. Manly et F.C. Lam, *ForestSat 2002*, Edimburgh, Ecosse, 2002.
- [Olsson, 2004] H. Olsson. Summary of the Scandlaser 2003 Workshops and Recent Developments in Sweden. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, pages 133–138, 2004.
- [Ortner et al., 2003] M. Ortner, X. Descombes et J. Zerubia. Improved RJMCMC Point Process Sampler for Object Detection on Images by Simulated Annealing. Rapport de Recherche 4900, INRIA, Août 2003. Publié dans MC2QMC, Springer Verlag, 2005.
- [Ortner, 2004] M. Ortner. *Processus Ponctuels Marqués pour l'Extraction Automatique de Caricatures de Bâtiments à partir de Modèles Numériques d'Élévation*. Thèse de Doctorat, Université de Nice-Sophia Antipolis, France, Octobre 2004.
- [Pelissier et Goreaud, 2001] R. Pelissier et F. Goreaud. A Practical Approach to the Study of Spatial Structure in Simple Cases of Heterogeneous Vegetation. *Journal of Vegetation Science*, 12 :99–108, 2001.
- [Penttinen et Stoyan, 2000] A. Penttinen et D. Stoyan. Recent Applications of Point Process Methods in Forestry Statistics. *Statistical Science*, 15(1) :61–78, 2000.
- [Perrin et al., 2003] G. Perrin, X. Descombes et J. Zerubia. Extraction de houppiers par processus objet. Rapport de Recherche 5037, INRIA, Decembre 2003.
- [Perrin et al., 2004] G. Perrin, X. Descombes et J. Zerubia. Tree Crown Extraction using Marked Point Processes. Dans *EUSIPCO Conf.*, University of Technology, Vienna, Autriche, Septembre 2004.
- [Perrin et al., 2005a] G. Perrin, X. Descombes et J. Zerubia. Adaptive Simulated Annealing for Energy Minimization Problem in a Marked Point Process Application. Dans *EMMCVPR Conf.*, Saint Augustine, Floride, Etats-Unis, Novembre 2005.
- [Perrin et al., 2005b] G. Perrin, X. Descombes et J. Zerubia. A Marked Point Process Model for Tree Crown Extraction in Plantations. Dans *ICIP Conf.*, University of Genoa, Italy, Septembre 2005.
- [Perrin et al., 2005c] G. Perrin, X. Descombes et J. Zerubia. Point Processes in Forestry : an Application to Tree Crown Detection. Rapport de Recherche 5544, INRIA, Avril 2005.
- [Persson et al., 2002] A. Persson, J. Holmgren et U. Soderman. Detection and Measuring Individual Trees using an Airborne Laser Scanner. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 68(9) :925–932, 2002.
- [Persson et al., 2004] A. Persson, J. Holmgren, U. Soderman et H. Olsson. Tree Species Classification of Individual Trees in Sweden by Combining High Resolution Laser Data

- with High Resolution Near-Infrared Digital Images. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 36(8) :204–207, 2004.
- [Pinz, 1991] A. Pinz. A Computer Vision System for Recognition of Trees in Aerial Photographs. Edité par J. Tilton, *Multisource data integration in remote sensing, International Association of Pattern Recognition Workshop*, volume 3099, pages 111–124, 1991.
- [Pinz, 1998] A. Pinz. Tree Isolation and Species Classification. Edité par D.A. Hill et D.G. Leckie, *Dans Proc. of the International Forum on Automated Interpretation of High Spatial Resolution Digital Imagery for Forestry*, pages 127–139, Pacific Forestry Center, Victoria, BC, Canada, Février 1998.
- [Pitkanen et al., 2004] J. Pitkanen, M. Maltamo, J. Hyypä et X. Wei Yu. Adaptive Methods for Individual Tree Detection on Airborne Laser Based Canopy Height Model. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 36(8) :187–191, 2004.
- [Pollock, 1996] R. Pollock. *The Automatic Recognition of Individual Trees in Aerial Images of Forests based upon a Synthetic Tree Crown Image Model*. Thèse de Doctorat, Department of Computer Science, University of BC, Vancouver, Canada, 1996.
- [Pollock, 1998] R. Pollock. Individual Tree Recognition based on Synthetic Tree Crowns Image Model. Edité par D.A. Hill et D.G. Leckie, *Dans Proc. of the International Forum on Automated Interpretation of High Spatial Resolution Digital Imagery for Forestry*, pages 25–34, Pacific Forestry Center, Victoria, BC, Canada, Février 1998.
- [Popescu et al., 2004] S.C. Popescu, R.H. Wynne et J.A. Scrivani. Fusion of Small-Footprint Lidar and Multispectral Data to Estimate Plot-Level Volume and Biomass in Deciduous and Pine Forests in Virginia, usa. *Forest Science*, 50(4) :551–565, 2004.
- [Pouliot et al., 2002] D.A. Pouliot, D.J. King, F.W. Bell et D.G. Pitt. Automated Tree Crown Detection and Delineation in High-resolution Digital Camera Imagery of Coniferous Forest Regeneration. *Remote Sensing of Environment*, pages 322–334, 2002.
- [Preston, 1976] C. Preston. Spatial Birth and Death Processes. *Bulletin of the International Statistical Institute*, 46(2) :371–391, 1976.
- [Pyysalo et Hyypä, 2004] U. Pyysalo et H. Hyypä. Reconstructing Tree Crowns from Laser Scanner Data for Feature Extraction. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 36(8) :33–38, 2004.
- [Ripley et Kelly, 1977] B. D. Ripley et F. P. Kelly. Markov Point Processes. *Journal of the London Mathematical Society*, 15(188-192), 1977.
- [Robert, 1996] C. Robert. *Méthodes de Monte Carlo par chaînes de Markov*. Economica, Paris, 1996.
- [Rue et Hurn, 1997a] H. Rue et M. Hurn. High-level image priors in confocal microscopy applications. Edité par K.V. Mardia, C. A. Gill and R. G. Aykroyd, *The Art and Science of Bayesian Image Analysis*. Leeds University Press, Leeds, Royaume-Uni, Mars 1997.
- [Rue et Hurn, 1997b] H. Rue et M. Hurn. Loss functions for Bayesian image analysis. <http://citeseer.ist.psu.edu/rue97loss.html>, Mars 1997.

- [Rue et Hurn, 1999] H. Rue et M. Hurn. Bayesian object identification. *Biometrika*, 86 :649–660, Mai 1999.
- [Rue et Syversveen, 1998] H. Rue et A.R. Syversveen. Bayesian Object Recognition with Baddeley’s Delta Loss. *Advances Applied Probability*, 30 :64–84, 1998.
- [Rue, 1995] H. Rue. New loss function in Bayesian imaging. *American Statistical Association*, 90(431) :900–908, Septembre 1995.
- [Rue, 1997] H. Rue. A loss function model for the restoration of grey level images. *Scandinavian Journal of Statistics*, 24 :103–114, 1997.
- [Ruelle, 1969] D. Ruelle. *Statistical Mechanics : Rigorous Results*. W.A. Benjamin, Reading, Massachusetts, 1969.
- [Ruiz et al., 2004] L.A. Ruiz, A. Fdez-Sarria et J.A. Recio. Texture Feature Extraction for Classification of Remote Sensing Data using Wavelet Decomposition : a Comparative Study. Dans *ISPRS Commission IV Symposium*, Istanbul, Turquie, 2004.
- [Salamon et al., 2002] P. Salamon, P. Sibani et R. Frost. *Facts, Conjectures, and Improvements for Simulated Annealing*. SIAM Monographs on Mathematical Modeling and Computation. Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, PA, Etats-Unis, 2002.
- [Sheng et al., 2001] Y. Sheng, P. Gong et G. Biging. Model-based Conifer Crown Surface Reconstruction from High Resolution Aerial Images. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, pages 957–965, 2001.
- [Spurr, 1948] S.H. Spurr. *Aerial Photographs in Forestry*. Ronald Press, New York, 1948.
- [Stach et al., 2005] N. Stach, M. Deshayes et S. Durrieu. Mapping Clear-cutting in French Forests by Satellite Remote Sensing. Dans *Proc. of ForestSat 2005*, Boras, Suède, 2005.
- [Stoica et al., 2000] R. Stoica, X. Descombes et J. Zerubia. Road Extraction in Remotely Sensed Images using a Stochastic Geometry Framework. Dans *Proc. of the International Workshop Bayesian Inference and Maximum Entropy Methods*, Gif-sur-Yvette, France, 2000.
- [Stoica et al., 2004] R. Stoica, P. Gregori et J. Mateu. Simulated Annealing and Object Point Processes : Tools for Analysis of Spatial Patterns. Rapport de Recherche 69, Université Jaume I, Castellon, Espagne, 2004.
- [Stoica, 2001] R. Stoica. *Processus ponctuels pour l’extraction de réseaux linéiques dans les images satellitaires et aériennes*. Thèse de Doctorat, Université de Nice Sophia Antipolis, Février 2001.
- [Stoyan et al., 1995] D. Stoyan, W.S. Kendall et J. Mecke. *Stochastic Geometry and its Applications*. Wiley, 1995.
- [Stoyan et Stoyan, 1998] D. Stoyan et H. Stoyan. Non-Homogeneous Gibbs Process Models for Forestry - a Case Study. *Biometrika*, 40 :521–531, 1998.
- [Straub, 2003] B.M. Straub. Automatic Extraction of Trees from Height Data using Scale Spaces and Snakes. Dans *Proc. of the 2nd International Precision Forestry Symposium*, Seattle, Washington, Etats-Unis, Juin 2003.

- [Strauss, 1975] D.J. Strauss. A model for Clustering. *Biometrika*, 63 :467–475, 1975.
- [Tafelmayer et Hoffmann, 1995] R. Tafelmayer et K.H. Hoffmann. Scaling Features in Complex Optimization Problems. *Computer Physics Communications*, 86 :81–90, 1995.
- [Teraoka et al., 2003] M. Teraoka, M. Setojima, Y. Imai et Y. Yasuoka. Detection of Individual Tree Stands by a Fusion of a Multispectral High-resolution Satellite Image and Laser Scanning Data. Dans *Proc. of Asian Conference on Remote Sensing*, Busan, Corée du Sud, 2003.
- [Torma, 2000] M. Torma. The Extraction of Tree Species Information of Forest Stands using Satellite Images. Dans *Proc. of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Honolulu, Hawaii, Juillet 2000.
- [Trias Sanz, 2006] R. Trias Sanz. *Semi-automatic Rural Land Cover Classification from High-resolution Remote Sensing Images*. Thèse de Doctorat, Université Paris 5, Paris, France, 2006.
- [Tu et Zhu, 2002] Z.W. Tu et S.C. Zhu. Image Segmentation by Data-Driven Markov Chain Monte Carlo. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(5) :657–673, Mai 2002.
- [van Laarhoven et Aarts, 1987] P.J.M. van Laarhoven et E.H.L. Aarts. *Simulated Annealing : Theory and Applications*. D. Reidel, Boston, 1987.
- [van Lieshout et Baddeley, 2001] M.N.M. van Lieshout et A. Baddeley. Extrapolating and Interpolating Spatial Patterns. Rapport de Recherche PNA-R0117, CWI Amsterdam, Octobre 2001.
- [van Lieshout et Stoica, 2003] M.N.M. van Lieshout et R. Stoica. The Candy model : Properties and Inference. *Statistica Neerlandica*, 57 :177–206, 2003.
- [van Lieshout, 1993] M.N.M. van Lieshout. Stochastic Annealing for Nearest Neighbour Point Process with Application to Object Recognition. Rapport de Recherche BS-R9306, CWI, Amsterdam, Pays-Bas, 1993.
- [van Lieshout, 2000] M.N.M. van Lieshout. *Markov Point Processes and their Applications*. Imperial College Press, London, 2000.
- [Varanelli, 1996] J.M. Varanelli. *On the Acceleration of Simulated Annealing*. Thèse de Doctorat, University of Virginia, Charlottesville, Etats-Unis, Mai 1996.
- [Verbeke et al., 2005] L.P.C. Verbeke, F.M.B. Van Coillie et R.R. De Wulf. A Directional Variant of the Local Maximum Filter for Stand Density Estimation from Ikonos Imagery. Dans *Proc. of ForestSat 2005*, Borås, Suède, 2005.
- [Vosselman et al., 2004] G. Vosselman, B.G.H. Gorte, G. Sithole et T. Rabbani. Recognising Structure in Laser Scanner Point Clouds. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 36(8) :33–38, 2004.
- [Walsworth et King, 1998] N.A. Walsworth et D.J. King. Comparison of two Tree Apex Delineation Techniques. Edité par D.A. Hill et D.G. Leckie, Dans *Proc. of the International Forum on Automated Interpretation of High Spatial Resolution Digital Imagery for Forestry*, pages 93–104, Pacific Forestry Center, Victoria, BC, Canada, Février 1998.

- [Warner *et al.*, 1998]** T.A. Warner, Lee J.Y. et McGraw J.B. Delineation and Identification of Individual Trees in the Eastern Deciduous Forest. Edité par D.A. Hill et D.G. Leckie, *Dans Proc. of the International Forum on Automated Interpretation of High Spatial Resolution Digital Imagery for Forestry*, pages 81–91, Pacific Forestry Center, Victoria, BC, Canada, Février 1998.
- [Winkler, 2003]** G. Winkler. *Image Analysis, Random Fields and Markov Chain Monte Carlo Methods*. Springer-Verlag, 2ème édition, 2003.
- [Wulder *et al.*, 2004]** M.A. Wulder, J.C. White, K.O. Niemann et T. Nelson. Comparison of Airborne and Satellite High Spatial Resolution Data for the Identification of Individual Trees with Local Maxima Filtering. *International Journal of Remote Sensing*, 25(11) :2225–2232, 2004.

RÉSUMÉ

Cette thèse aborde le problème de l'extraction d'arbres à partir d'images aériennes InfraRouge Couleur (IRC) de forêts. Nos modèles reposent sur l'utilisation de processus objets ou processus ponctuels marqués. Il s'agit de variables aléatoires dont les réalisations sont des configurations d'objets géométriques. Une fois l'objet géométrique de référence choisi, nous définissons l'énergie du processus par le biais d'un terme a priori, modélisant les contraintes sur les objets et leurs interactions, ainsi qu'un terme image. Nous échantillons le processus objet grâce à un algorithme de type Monte Carlo par Chaînes de Markov à sauts réversibles (RJMCMC), optimisé par un recuit simulé afin d'extraire la meilleure configuration d'objets, qui nous donne l'extraction recherchée.

Dans ce manuscrit, nous proposons différents modèles d'extraction de houppiers, qui extraient des informations à l'échelle de l'arbre selon la densité du peuplement. Dans les peuplements denses, nous présentons un processus d'ellipses, et dans les zones de plus faible densité, un processus d'ellipsoïdes. Nous obtenons ainsi le nombre d'arbres, leur localisation, le diamètre de la couronne et leur hauteur pour les zones non denses. Les algorithmes automatiques résultant de cette modélisation sont testés sur des images IRC très haute résolution fournies par l'Inventaire Forestier National (IFN).

Mots clefs : Processus ponctuels marqués, RJMCMC, recuit simulé, extraction automatique d'attributs, houppiers, images aériennes InfraRouge Couleur.

ABSTRACT

This thesis addresses the problem of tree crown extraction from Colour InfraRed (CIR) aerial images of forests. Our models are based on object processes, otherwise known as marked point processes. These mathematical objects are random variables whose realizations are configurations of geometrical shapes. This approach yields an energy minimization problem, where the energy is composed of a regularization term (prior density), which introduces some constraints on the objects and their interactions, and a data term, which links the objects to the features to be extracted. Once the reference object has been chosen, we sample the process and extract the best configuration of objects with respect to the energy, using a Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo (RJMCMC) algorithm embedded in a Simulated Annealing scheme.

We propose different models for tree crown extraction depending on the density of the stand. In dense areas, we use an ellipse process, while in sparse vegetation an ellipsoid process is used. As a result we obtain the number of stems, their position, the diameters of the crowns and the heights of the trees for sparse areas. The resulting algorithms are tested on high resolution CIR aerial images provided by the French National Forest Inventory (IFN).

Keywords : Marked point processes, RJMCMC, simulated annealing, automatic feature extraction, forests, tree crowns, Colour InfraRed aerial images.