

Etude du couvert forestier par processus ponctuels marqués



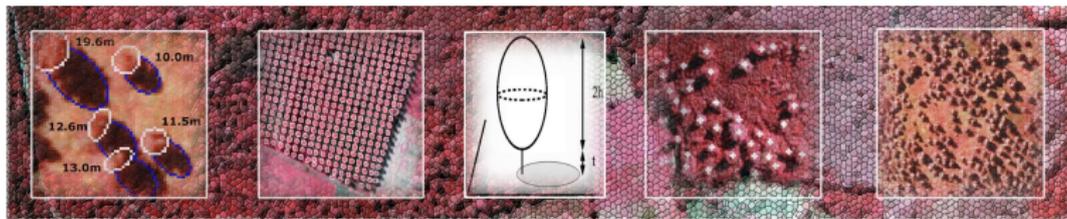
G. Perrin¹²

Ariana

Directeurs : C. Saguez¹ J. Zerubia²

Co-encadrants : P.H. Cournède¹ X.Descombes²

1 : Laboratoire MAS (Ecole Centrale Paris) 2 : Projet Ariana (CNRS/INRIA/UNSA)



Plan de l'exposé

Introduction

Méthodologie proposée

Modèle Bayésien

Modèle non Bayésien

Végétation non dense

Conclusion et perspectives

Plan de l'exposé

Introduction

Méthodologie proposée

Modèle Bayésien

Modèle non Bayésien

Végétation non dense

Conclusion et perspectives

De nombreux besoins d'inventaire

- ▶ **Inventaire Forestier National** (IFN), créé en 1958.
- ▶ Forêts françaises : 28% du territoire.
- ▶ **Etudes** : biodiversité, puits de carbone, ...
- ▶ **Cartographie** : occupation du sol, espèces dominantes, ...
- ▶ **Statistiques** : relevés dendrométriques, floristiques ...

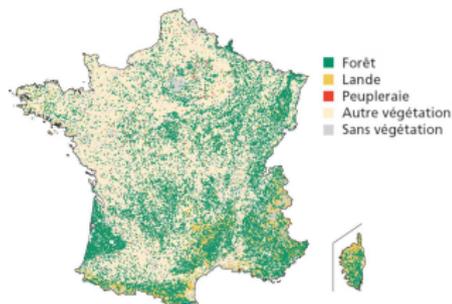


Figure: Carte de l'occupation des sols en 2005 ©IFN.

Différents types de données

- ▶ XX^{ème} siècle : nouveaux modes d'**observation de la Terre**.
- ▶ **Imagerie aérienne** à des fins d'inventaire : 1920 (Québec).
- ▶ **Radar et Lidar** : vers les années 1980.
- ▶ France : **photo-interprétation (PI)** manuelle des images aériennes + reconnaissances sur le terrain (~ 10.000 points par an).

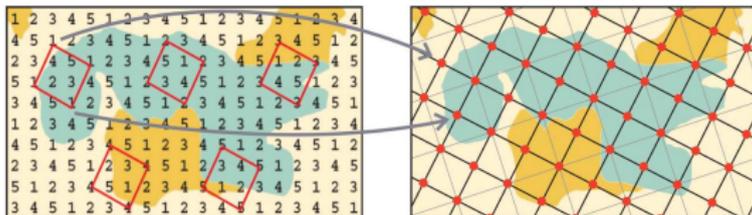


Figure: Définition des points PI ©IFN.

Imagerie optique (1/2)

- ▶ Principalement des clichés **Infrarouge Couleur** (IRC) :
 - ▶ mise en valeur végétation (chlorophylle),
 - ▶ distinction feuillus / résineux, état sanitaire, ...
- ▶ Futur proche : caméra numérique, satellites THR.

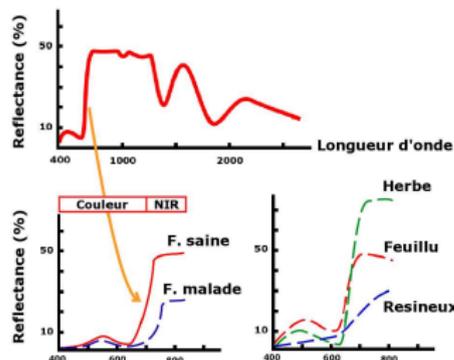


Figure: Image aérienne ©IFN. Courbes de réflectance.

Imagerie optique (2/2)

- ▶ [Proche IR,Rouge,Vert] ↔ [Rouge,Vert,Bleu].
- ▶ Indices : **NDVI** ("Normalized Difference Vegetation Index").

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



Figure: Image aérienne ©IFN et NDVI associé.

Imagerie Radar et Lidar

- ▶ **Radar** : ondes radios. **Lidar** : de l'UV aux IR.
- ▶ Informations sur la distance et la densité du diffuseur.
- ▶ Problèmes de coût et de saturation ($\sim 80m^3/ha$).

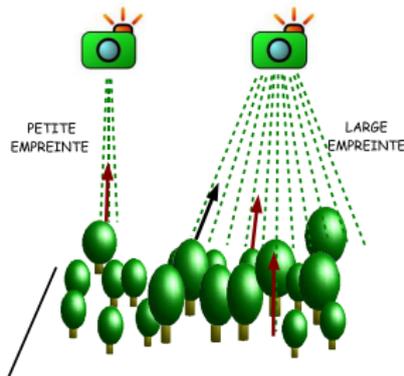


Figure: Différentes tailles de faisceau du Lidar.

Vers un inventaire à l'arbre près ?

De la parcelle ...

- Résolution **métrique** :

Images IRC	Lidar
Segmentation (?)	Modèle Hauteur Canopée
Classification (KNN)	Biomasse
Coupes rases	Détection de changements

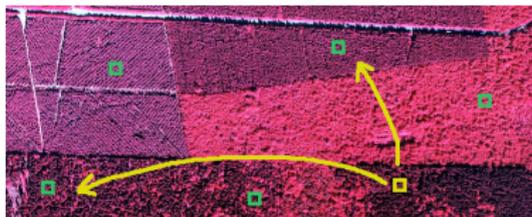


Figure: Méthode de classification par KNN.

... à l'arbre

- ▶ Résolution **submétrique** : recueillir des informations à l'échelle de l'arbre (**nombre, taille des couronnes**).
- ▶ Approches existantes :
 - ▶ **maxima locaux** → **position** : [Pinz91, Dralle96],
 - ▶ **approches pixels** → **délinéation** : [Gougeon98, Erikson04],
 - ▶ **approches objets** → **position, taille (?)** : [Larsen97].

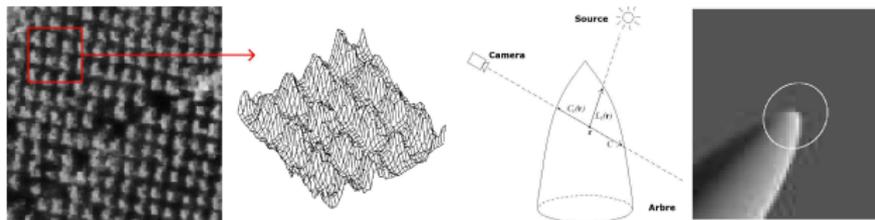


Figure: Gauche : suivi de vallées. Droite : patron (template).

Nos objectifs

- ▶ Extraire les houppiers à l'aide d'**objets simples**.
- ▶ Choix d'une **approche objets** (avec interactions).
- ▶ Prendre en compte la **connaissance a priori** sur la parcelle.
- ▶ Obtenir des statistiques dans différentes structures de parcelles.

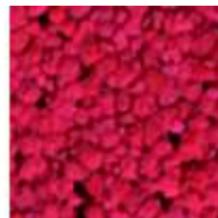


Figure: Arbres isolés, plantation, taillis futaie, futaie ©IFN.

Plan de l'exposé

Introduction

Méthodologie proposée

Modèle Bayésien

Modèle non Bayésien

Végétation non dense

Conclusion et perspectives

Contexte (1/2)

- ▶ Problème inverse : X à travers une donnée Y (image) :
 - ▶ extraire un nombre inconnu d'objets dans l'image Y ,
 - ▶ $X =$ **configuration optimale** d'objets géométriques simples,
 - ▶ espace des configurations : $N^f = \{\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}\}$,
 $x_i \in \chi = \mathbb{R}^d$.

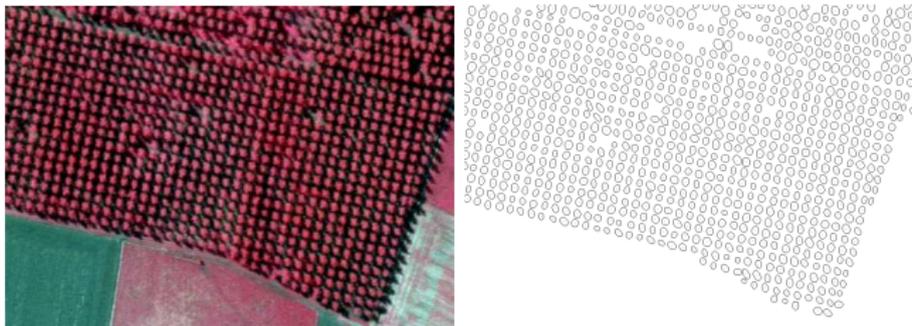


Figure: Plantation ©IFN et configuration d'ellipses recherchée.

Contexte (2/2)

- ▶ Pour cela :
 - ▶ **énergie** $U_Y(\cdot) : N^f \rightarrow \mathbb{R}$, terme interne + terme image :

$$U_Y(X) = U_{int}(X) + \rho U_{ext}(X, Y) \quad (1)$$

- ▶ **estimateur** $\hat{X} = \text{Argmin}_X [U_Y(X)]$.
- ▶ Souhait : introduire des interactions entre objets dans $U_{int}(X)$.
- ▶ Outil = **géométrie stochastique** : configurations aléatoires d'objets.
- ▶ Travaux fondateurs : [Van Lieshout93], détection cellules [Rue97], routes [Stoica01], bâti [Ortner04], linéique [Lacoste04] ...

Espace des configurations

- ▶ Espace objets : $(\chi, \mathcal{B}(\chi), \nu(\cdot))$ espace mesuré, $\nu(\cdot)$ non atomique, $0 < \nu(\cdot) < \infty$.
- ▶ N^f = espace des configurations localement finies et simples. \mathcal{N}^f tribu associée.
- ▶ On considère alors $(N^f, \mathcal{N}^f, \mu(\cdot))$, avec pour tout $B \in \mathcal{N}^f$:

$$\mu(B) = e^{-\nu(\chi)} \sum_{n=0}^{\infty} \frac{1}{n!} \int_{\chi^n} \mathbf{1}(\{x_1, \dots, x_n\} \in B) d\nu(x_1) \dots d\nu(x_n) \quad (2)$$

- ▶ $\mu(\cdot)$ = mesure de probabilité :

$$\mu(N^f) = e^{-\nu(\chi)} \sum_{n=0}^{\infty} \frac{\nu(\chi)^n}{n!} = 1 \quad (3)$$

Processus ponctuels - définition

- ▶ Pour $B \in \mathcal{N}^f$, on note $N_{\mathbf{x}}(B) = \text{card}(\mathbf{x} \cap B)$.

Définition : processus ponctuel

|| Application X de $(\Omega, \mathcal{A}, \mathbb{P})$ dans \mathcal{N}^f telle que $N_{\mathbf{x}}(B)$ soit une v.a. finie pour tout $B \in \mathcal{N}^f$.

⇒ nombre aléatoire de points aléatoires de χ .

- ▶ **Processus ponctuel marqué** $X : \chi = P \times M$:
 - ▶ P décrit l'espace des positions, ie l'image,
 - ▶ M décrit les attributs des objets (taille, ...).
- ▶ Disques : $\chi = P \times M$, $P \subset \mathbb{R}^2$ et $M = [r_m, r_M]$.

Processus ponctuels - premiers exemples

- ▶ Processus de **Poisson** de mes. d'intensité $\nu(\cdot)$: $\pi_\nu(\cdot) = \mu(\cdot)$.

$$\mathbb{E}_B[X] = \nu(B) = \int_B \lambda(x) \Lambda(dx) < \infty \quad (4)$$

- ▶ Générer une réalisation :

1. calcul du nombre de points : $P[N(X) = n] = e^{-\nu(X)} \frac{\nu(X)^n}{n!}$.
2. générer **indépendamment** chaque point selon $\frac{\nu(\cdot)}{\nu(X)}$.

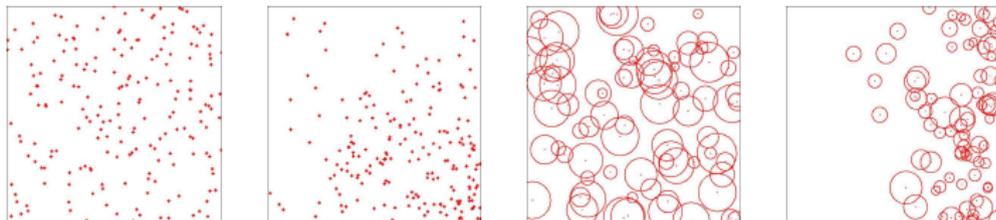


Figure: Réalisations de processus de Poisson.

Processus ponctuels - cadre général

- Densité d'un processus : un processus ponctuel X est défini par sa **densité** $f(\cdot) : N^f \rightarrow [0, \infty[$ par rapport à la loi d'un **processus de Poisson de référence** $\pi_\nu(\cdot)$:

$$\mathcal{P}_X(d\mathbf{x}) = f(\mathbf{x})\pi_\nu(d\mathbf{x}) \quad (5)$$

avec

$$\int_{N^f} f(\mathbf{x})d\pi_\nu(\mathbf{x}) = 1 \quad (6)$$

- **Processus de Gibbs** : $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{Z} \exp[-U(\mathbf{x})]$. Contraintes sur les objets et leurs interactions.

$$U(\mathbf{x}) = \sum_i \sum_{u \in \mathbf{x}} U_i(u) + \sum_{\sim_i} \sum_{u \sim_i v} U_{\sim_i}(u \sim_i v) \quad (7)$$

Processus ponctuels - autres exemples

- ▶ Exemple : processus de **Strauss** : $U(\mathbf{x}) = \gamma \sum_{u,v \in \mathbf{x}} \mathbf{1}_{d(u,v) < R}$
 - ▶ $\gamma > 0 \Rightarrow$ répulsion entre les points,
 - ▶ $\gamma < 0 \Rightarrow$ attraction entre les points. Mais densité $f(\cdot)$ **non intégrable**. Agrégats difficilement simulables.

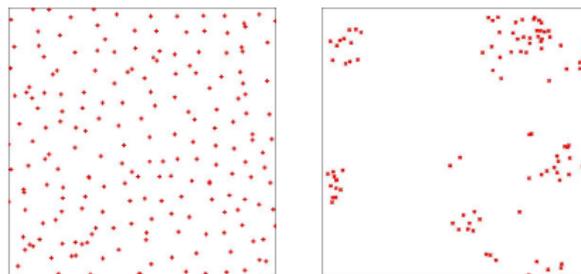


Figure: Réalisations de processus de Strauss.

Echantillonnage

- ▶ Objectif = échantillonner le p.p. X de loi $\pi(\cdot)$ définie par :
 - ▶ une densité $f(\cdot)$,
 - ▶ la mesure du processus de Poisson de référence $\pi_\nu(\cdot)$.
- ▶ Travaux de [Green95, Geyer et Møller97].
- ▶ Construction d'une chaîne de Markov $(X_t)_{t \geq 0}$ à valeurs dans N^f telle que (X_t) soit :
 - ▶ $\pi(\cdot)$ stationnaire,
 - ▶ irréductible, apériodique,
 - ▶ Harris récurrente et géométriquement ergodique.
- ▶ On a alors :

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

Echantillonnage

- ▶ $Q(\mathbf{x}, \cdot)$: **noyau de proposition** = plusieurs sous-noyaux.

$$Q(\mathbf{x}, \cdot) = \sum p_m Q_m(\mathbf{x}, \cdot)$$

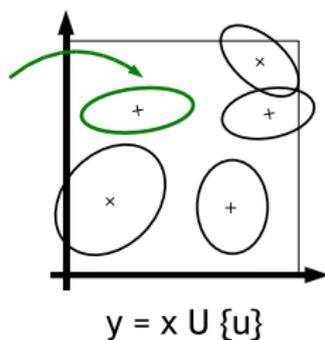
- ▶ A l'instant t : $X_t = \mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}$
 - [1] On choisit un sous-noyau de proposition Q_m suivant (p_m) .
 - [2] On génère un nouvel état $\mathbf{y} \sim Q_m(\mathbf{x}, \cdot)$.
 - [3] On calcule le **rapport de Green** :

$$R(\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{y}) = \frac{Q(\mathbf{y}, d\mathbf{x})}{Q(\mathbf{x}, d\mathbf{y})} \frac{f(\mathbf{y})}{f(\mathbf{x})} \frac{\pi_\nu(d\mathbf{y})}{\pi_\nu(d\mathbf{x})} \quad (8)$$

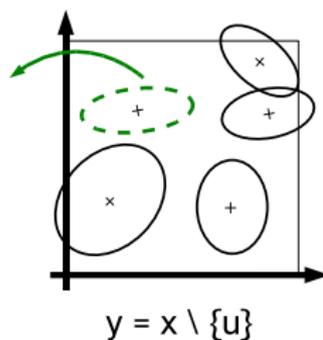
- [4] On accepte ou non la proposition :
 - ▶ probabilité $\alpha = \min\{1, R(\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{y})\} \Rightarrow X_{t+1} = \mathbf{y}$.
 - ▶ probabilité $1 - \alpha \Rightarrow X_{t+1} = \mathbf{x}$.

Noyaux de proposition - exemples (1/2)

- ▶ $Q_{NM}(\mathbf{x}, \cdot)$: **noyau de naissance / mort** :
 - ▶ objectif = explorer les dimensions de N^f ,
 - ▶ suffisant pour convergence algorithme MCMC.



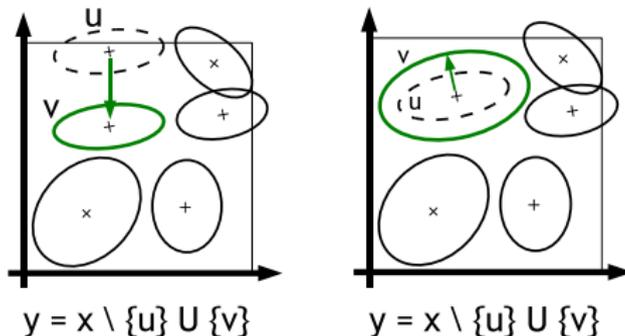
$$R(\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{y}) = \frac{f(\mathbf{y}) \nu(\chi)}{f(\mathbf{x}) n(\mathbf{y})}$$



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

Noyaux de proposition - exemples (2/2)

- $Q_{TS}(\mathbf{x}, \cdot)$: **transformations simples** : modification d'un objet.



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

Convergence de l'algorithme

- ▶ **Stabilité** du modèle : $f(\mathbf{x} \cup \{u\}) \leq Mf(\mathbf{x})$.
- ▶ Calcul des taux d'acceptation \Rightarrow **réversibilité**.
- ▶ **Drift géométrique** \Rightarrow **rec. Harris** et **ergodicité géométrique**.
 $\exists V : \mathcal{N}^f \rightarrow [1, \infty)$, $b < 1$, $c < \infty$ et ens. petit $C \in \mathcal{N}^f$ t.q.

$$PV(\mathbf{x}) = \int P(\mathbf{x}, d\mathbf{y})V(\mathbf{y}) \leq bV(\mathbf{x}) + c\mathbf{1}_C(\mathbf{x}) \quad (9)$$

A $E[X]=20$	B $E[X]=40$
C $E[X]=60$	D $E[X]=80$

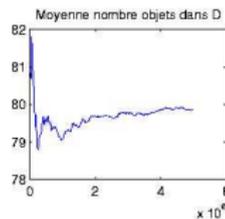
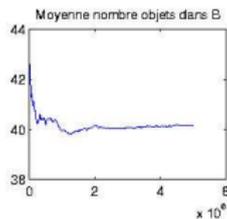


Figure: Vérification des taux avec un processus de Poisson.

Optimisation - Recuit simulé

- ▶ $f_T(\cdot) = f(\cdot)^{\frac{1}{T}}$: $R(\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{y}) = \left(\frac{f(\mathbf{y})}{f(\mathbf{x})}\right)^{\frac{1}{T}} \frac{\pi_{\nu}(\mathbf{d}\mathbf{y})Q(\mathbf{y},\mathbf{d}\mathbf{x})}{\pi_{\nu}(\mathbf{d}\mathbf{x})Q(\mathbf{x},\mathbf{d}\mathbf{y})}$
- ▶ Décroissance de la température :
 - ▶ **logarithmique** : $T_t = C / \log(1 + t) \Rightarrow$ **maximum global** de $f(\cdot)$,
 - ▶ temps fini \Rightarrow **géométrique** : $T_t = aT_{t-1}$ avec $a < 1$,
 - ▶ **adaptative** (géométrique avec taux a variable ajusté selon le paysage énergétique).

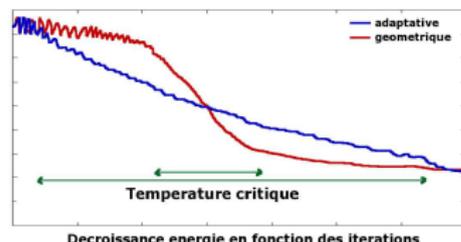
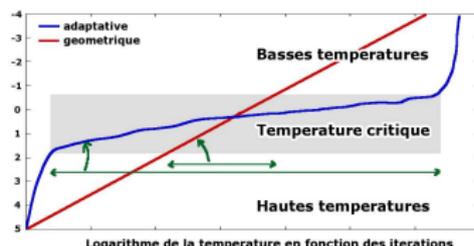


Figure: Recuit simulé : importance du schéma de décroissance de T .

Plan de l'exposé

Introduction

Méthodologie proposée

Modèle Bayésien

Modèle non Bayésien

Végétation non dense

Conclusion et perspectives

Choix des objets et de la loi objectif

- ▶ **Ellipses** : $\chi = [0, X_M] \times [0, Y_M] \times [a_m, a_M] \times [a_m, a_M] \times [0, \pi[$.
- ▶ Loi objectif :

$$\pi(d\mathbf{x}) = f(\mathbf{x})\pi_\nu(d\mathbf{x}) \text{ et } f(\mathbf{x}) = \frac{1}{Z} \exp[-U(\mathbf{x})]$$

- ▶ **Mesure référence / Modèle / Noyau de proposition.**
- ▶ Intensité du processus de référence pondérée par le NDVI :

$$\nu(d\mathbf{x}) = \beta \lambda_{NDVI}(\mathbf{x}) \Lambda(d\mathbf{x})$$

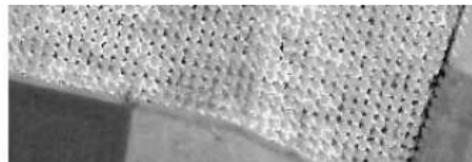
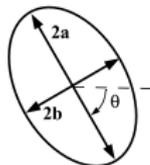


Figure: Gauche : objet. Droite : mesure de référence.

Loi objectif

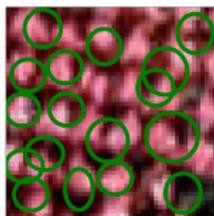
- **Cadre Bayésien** = A priori + Vraisemblance :

$$f(\mathbf{x}) = f_p(\mathbf{x})\mathcal{L}(Y = I|X = \mathbf{x})$$

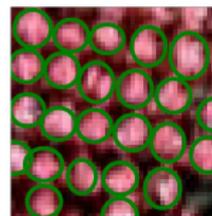
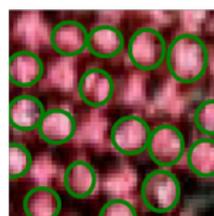
1. connaissance a priori sur la configuration.
2. modèle statistique de l'image.



- probable



+ probable



Energie a priori $U_p(\mathbf{x})$ (1/2)

- ▶ **Contraintes** sur les objets + **Interactions** sur paires d'objets.
- ▶ **Objectif** : modéliser le motif de la configuration.
- ▶ Exemples :
 - ▶ pénaliser **intersections** : $U_{\sim r}(\mathbf{x}) = \gamma_r \sum_{x_i \sim_r x_j} \frac{\lambda_{\mathcal{P}(x_i \cap x_j)}}{\max(\lambda_{\mathcal{P}(x_i)}, \lambda_{\mathcal{P}(x_j)})}$,
 - ▶ pénaliser **objets plats** ($\frac{a}{b} \gg 1$) : $U_{r_{ab}}(\mathbf{x}) = \gamma_{ab} \sum_{u \in \mathbf{x}} \frac{\frac{a u}{b} - 1}{\frac{a M}{b} - 1}$.

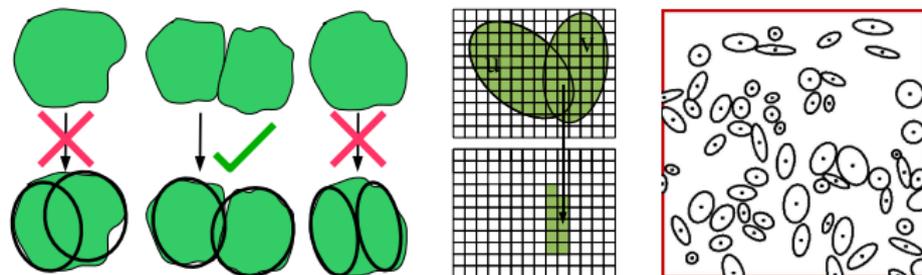


Figure: Interactions et contraintes sur les objets.

Energie a priori $U_p(\mathbf{x})$ (2/2)

▶ Exemples (suite) :

- ▶ favoriser agrégats ou alignements :

$$U_{\sim a}(\mathbf{x}) = \gamma_a \sum_{x_i \sim_a x_j} A_{x_i \sim_a x_j} < 0$$

- ▶ Condition stabilité : meilleure des cliques / hard core.

$$U_p(\mathbf{x}) - U_p(\mathbf{x} \cup u) \leq M_{U_p} \quad \forall (u, \mathbf{x}) \in \mathcal{X} \times N^f \quad (10)$$

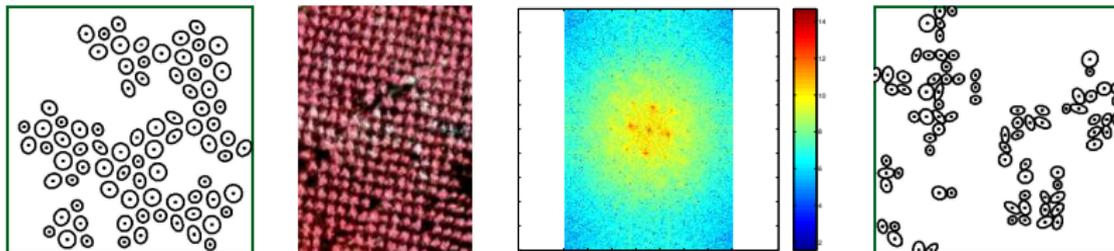


Figure: Agrégats et alignements.

Vraisemblance $\mathcal{L}(Y = I|X = \mathbf{x})$ (1/2)

- ▶ Modéliser la distribution radiométrique :
 - ▶ lois Gaussiennes $\mathcal{N}_A(\mu_A, \sigma_A)$ et $\mathcal{N}_F(\mu_F, \sigma_F)$: K-Means,
 - ▶ 2 classes de pixels : \mathcal{C}_A (union des silhouettes des objets) et \mathcal{C}_F (les autres pixels),
 - ▶ modèle BAY1 - calcul de la vraisemblance :

$$\mathcal{L}(Y = I|X = \mathbf{x}) = \prod_{p \in \mathcal{C}_A} \mathbb{P}(p \in \mathcal{N}_A) \prod_{p \in \mathcal{C}_F} \mathbb{P}(p \in \mathcal{N}_F) \quad (11)$$

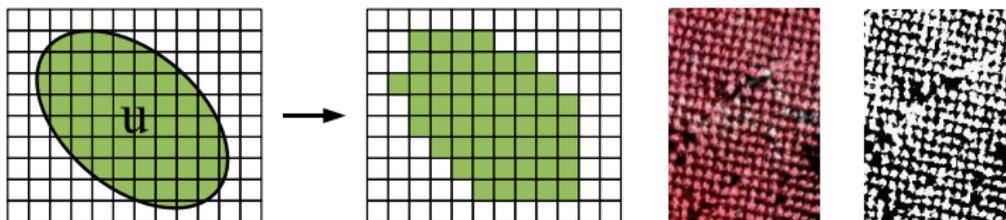


Figure: Silhouette $S_I(u)$ et classification par K-Means.

Vraisemblance $\mathcal{L}(Y = I | X = \mathbf{x})$ (2/2)

- ▶ Prendre en compte la **position du pixel** dans la couronne.

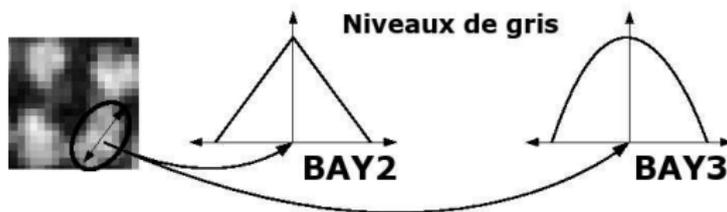


Figure: Distribution de la moyenne μ_A .

- ▶ Modèle **BAY2** et **BAY3** - calcul de la vraisemblance :

$$\mathcal{L}(Y = I | X = \mathbf{x}) = \prod_{p \in \mathcal{C}_A} \max \{ \mathbb{P}(p \in \mathcal{N}_{A,u}) \}_{u|p \in \mathcal{S}_I(u)} \prod_{p \in \mathcal{C}_F} \mathbb{P}(p \in \mathcal{N}_F)$$

- ▶ Augmentation du temps de calcul.

Noyau de proposition amélioré

- ▶ Eviter les minima locaux.
- ▶ Noyau de **fusion / division**.
- ▶ Noyau de **naissance / mort dans un voisinage**.

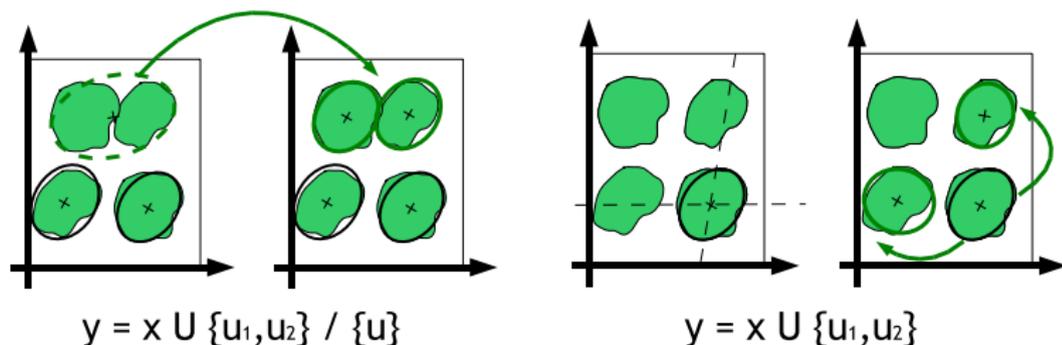


Figure: Gauche : division. Droite : naissance dans un voisinage.

Résultats d'extraction (1/5)

- ▶ Pour tous les résultats : entre 2 et 10 millions d'itérations (selon taille image, nombre d'objets à extraire, ...).
- ▶ Résultat : nombre, position, taille des arbres.



Figure: Image de Saône et Loire ©IFN et extraction avec **BAY1**.

Résultats d'extraction (2/5)

- Besoin d'un **masque** précis sur la zone d'intérêt.



Figure: Image de Saône et Loire ©IFN et extraction obtenue avec **BAY1** après avoir appliqué un masque sur l'image d'origine.

Résultats d'extraction (3/5)

- ▶ **BAY2** et **BAY3** plus robustes par rapport à la taille de M .
- ▶ Autre solution : recuit plus lent, mouvements complexes ...

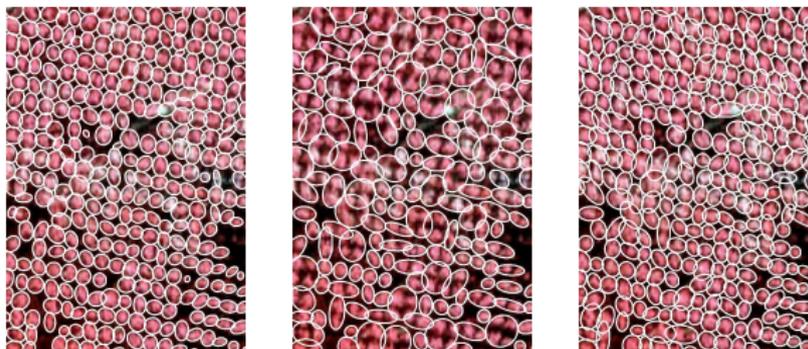


Figure: Gauche : **BAY1** avec $a_m = 1.5$ et $a_M = 6$. Milieu : **BAY1** avec $a_m = 3$ et $a_M = 10$. Droite : **BAY2** avec $a_m = 3$ et $a_M = 10$.

Résultats d'extraction (4/5)

- ▶ Futaie dense : estimation du nombre d'arbres.
- ▶ Limite du modèle : pavage de la zone.

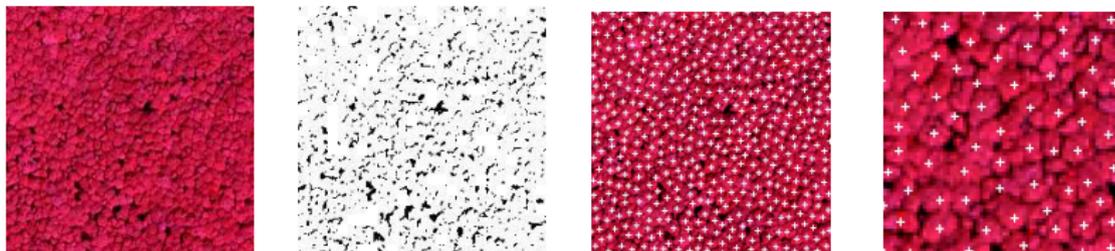


Figure: De gauche à droite : image de Loir-et-Cher ©IFN, classification par K-Means, extraction obtenue avec **BAY2**, zoom sur l'extraction.

Résultats d'extraction (5/5)

- ▶ Absence de masque \Rightarrow fausses alarmes.

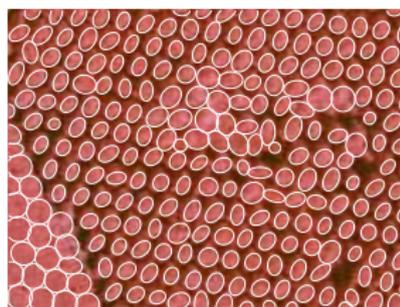


Figure: Gauche : image d'Eure et Loire ©IFN. Droite : extraction obtenue avec **BAY1**.

Plan de l'exposé

Introduction

Méthodologie proposée

Modèle Bayésien

Modèle non Bayésien

Végétation non dense

Conclusion et perspectives

Choix d'un modèle non Bayésien

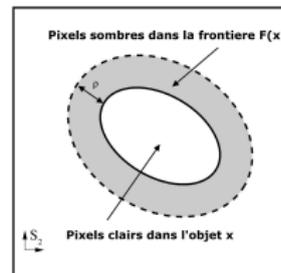
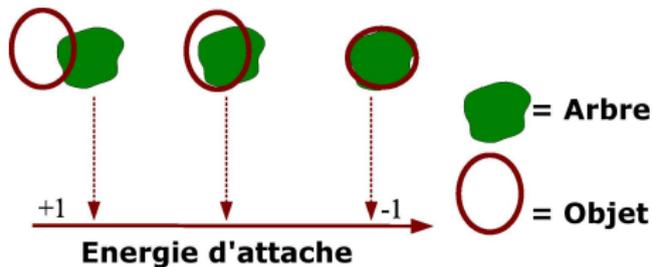
- **Cadre non Bayésien** :

$$U(\mathbf{x}) = U_p(\mathbf{x}) + \rho U_d(\mathbf{x}) , U_d(\mathbf{x}) = \sum_{x_i \in \mathbf{x}} U(x_i)$$

- **Terme détecteur** : évaluer \mathbf{x} par rapport aux données.
- Importance du paramètre ρ .
- Terme d'attache **négatif** pour les "bons" objets, et **positif** pour les "mauvais" objets.

Energie d'attache aux données

- ▶ Qu'est-ce qui caractérise la présence d'un arbre ?
 - ▶ réflectance dans le **proche infrarouge**, **ombre**, voisinage ...
- ▶ Dans les **zones denses** :
 - ▶ **zone d'ombre** autour de l'arbre,
 - ▶ distributions des pixels dans l'objet et dans la zone d'ombre,
 - ▶ favoriser une **forte distance de Bhattacharya** d_B entre ces distributions.

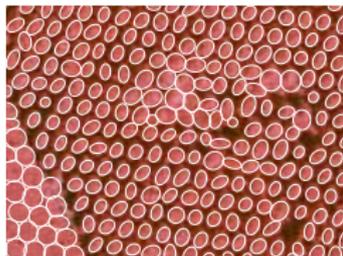


Résultats d'extraction (1/4)

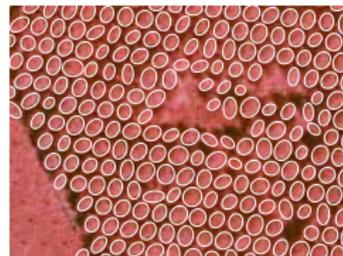
- ▶ Prise en compte du voisinage des objets dans $U_d(\mathbf{x})$.
- ▶ Robustesse accrue dans les zones de non végétation.



Eure et Loire ©IFN.

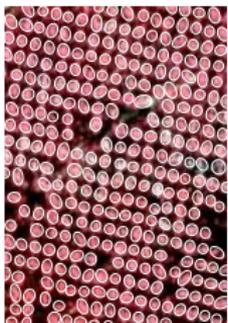
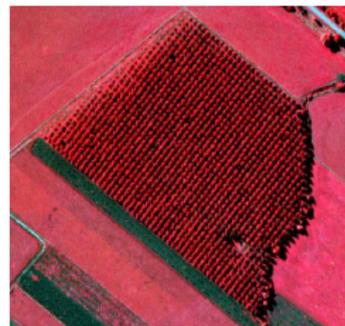


Modèle BAY1.



Modèle non Bayésien.

Résultats d'extraction (2/4)

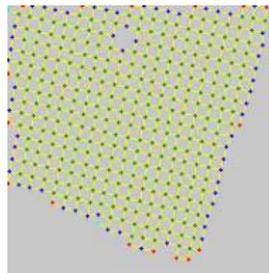


Résultats d'extraction (3/4)

- ▶ **Fausse alarmes** : couleur / bord des plantations / point de vue.



- ▶ Idée : prise en compte de la direction du soleil.



Plan de l'exposé

Introduction

Méthodologie proposée

Modèle Bayésien

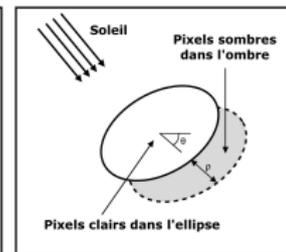
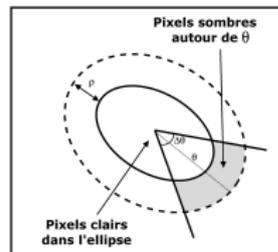
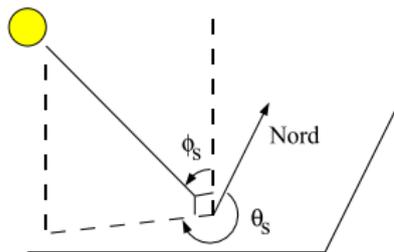
Modèle non Bayésien

Végétation non dense

Conclusion et perspectives

Première idée pour les arbres éparés

- ▶ Extraire des **arbres éparés** :
 - ▶ position du **soleil** \Rightarrow modification de la zone d'ombre.



- ▶ Exemple d'extraction :



Représenter les arbres par des objets 3D

- ▶ Applications : arbres épars, bord des plantations, mélanges taillis futaie.
- ▶ **Hypothèse** : arbres proches du Nadir.
- ▶ Recherche : position, diamètre de la couronne, **hauteur** ...

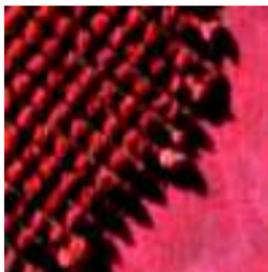


Figure: Différentes applications du modèle 3D.

Espace objet et loi de probabilité (1/2)

- ▶ Nouveaux objets = **ellipsoïdes**. Calcul de l'**ombre portée**.

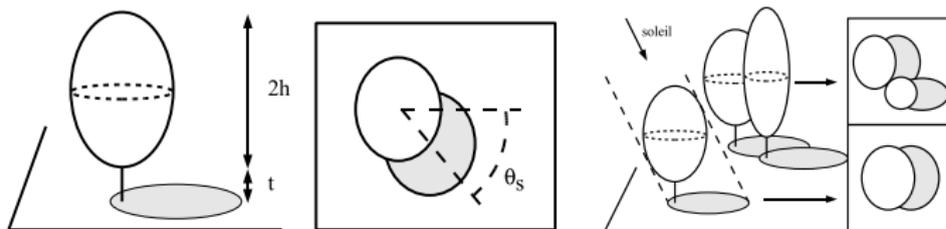
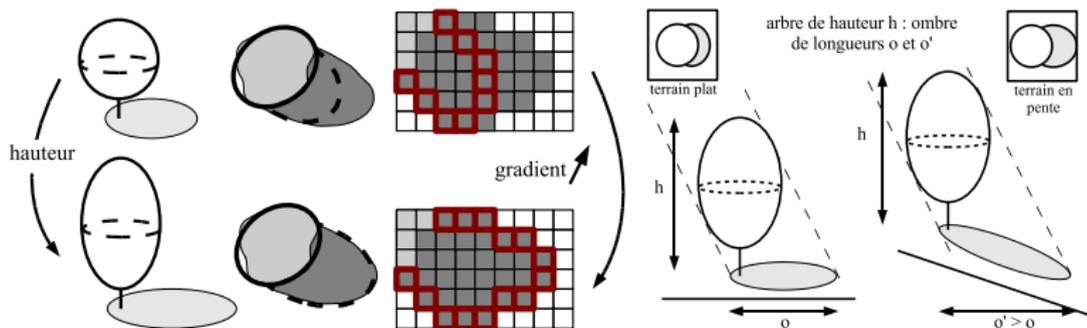


Figure: Nouvel objet et son ombre portée.

- ▶ Difficulté : **moins de structure** à introduire dans l'a priori.
- ▶ Modification des mouvements du noyau de proposition.

Espace objet et loi de probabilité (2/2)

- ▶ Modification de l'énergie d'attache aux données :
 - ▶ ombre portée \Rightarrow recherche zone sombre dans une direction,
 - ▶ favoriser un **fort gradient sur le contour** de l'ombre,
 - ▶ prendre en compte la **pente**.



Test sur une image de synthèse

- ▶ Calibration des termes de l'attache aux données.

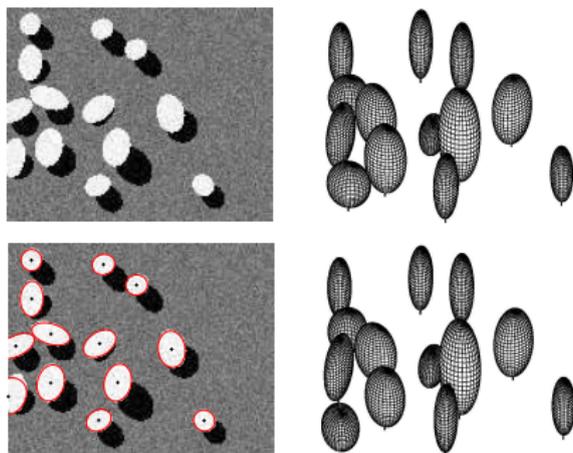


Figure: Haut : image synthétique originale et reconstruction 3D associée. Bas : extraction avec le modèle 3D et reconstruction associée.

Résultats avec le modèle 3D (1)

- ▶ Extraction d'arbres **épars**.

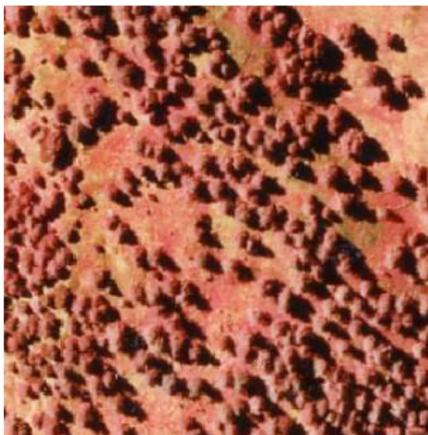
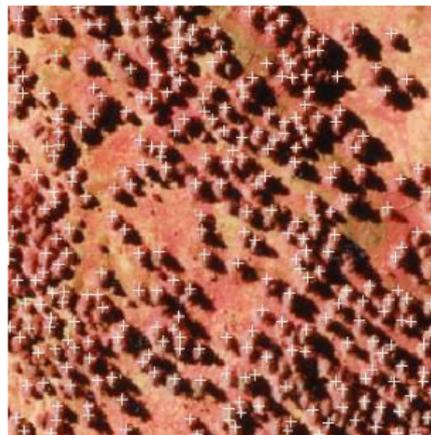


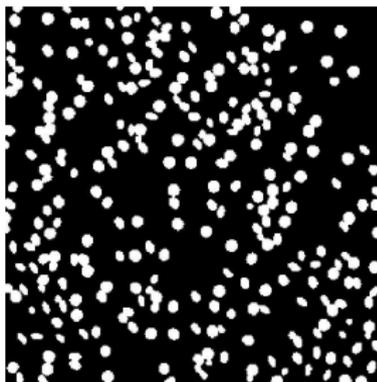
Image des Alpes Maritimes ©IFN.



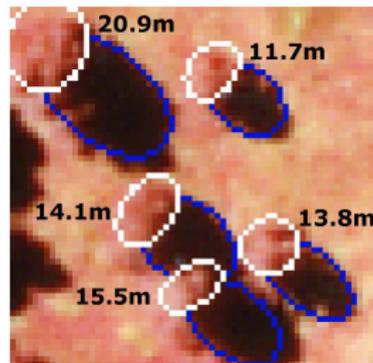
Extraction.

Résultats avec le modèle 3D (2)

- ▶ Application pour la végétation non dense :
 - ▶ estimation de la **densité** de la végétation : $\simeq 19\%$,
 - ▶ estimation de la **distribution des hauteurs des arbres**.



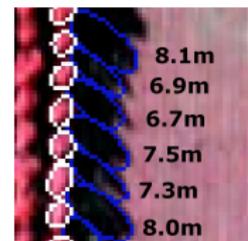
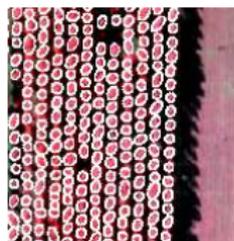
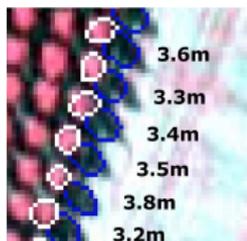
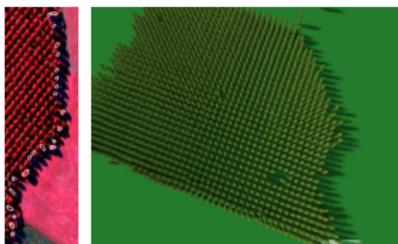
Masque de la végétation extraite.



Hauteur de quelques arbres.

Résultats avec le modèle 3D (3)

- ▶ Application pour les plantations :
 - ▶ estimation **volume de bois** / carte des **âges**,
 - ▶ reconstruction 3D (AMAP Orchestra ©CIRAD).



Résultats avec le modèle 3D (4)

- ▶ Mélange taillis futaie.
- ▶ Estimation de la **densité de la futaie** : $\simeq 15\%$.



Image de Saône et Loire ©IFN.

Extraction de la futaie.

Plan de l'exposé

Introduction

Méthodologie proposée

Modèle Bayésien

Modèle non Bayésien

Végétation non dense

Conclusion et perspectives

Comparaison (1)

- ▶ **Comparaison PPM** avec d'autres algorithmes : suivi de vallée (Gougeon, **SV**), croissance de régions (Erikson, **CR**), template matching (Larsen, **TM**).
- ▶ Plantations : approches objets donnent moins de fausses alarmes sans masque.



PPM : 866 arbres.



CR : 1023 arbres.

Comparaison (1bis)



PPM : 570 arbres.



SV : 549 arbres.

- ▶ Plantations : résultats similaires sur un extrait.



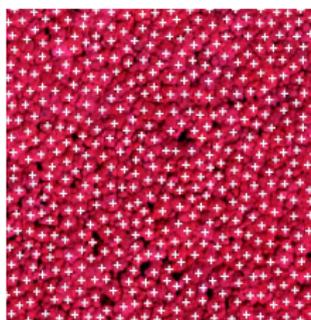
CR : 552 arbres.



TM : 552 arbres.

Comparaison (2)

- ▶ Forêt dense : plus d'objets extraits par les approches pixels.



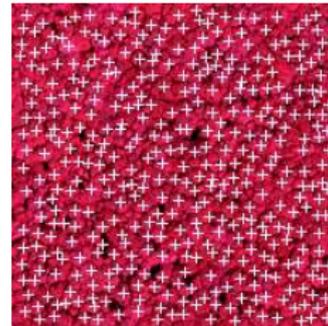
PPM : 402 arbres.



SV : 844 arbres.



CR : 607 arbres.



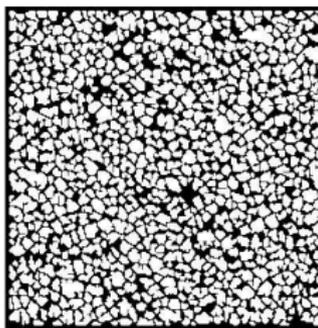
TM : 411 arbres.

Comparaison (2bis)

- ▶ Forêt dense : approches pixels donnent contours des couronnes.



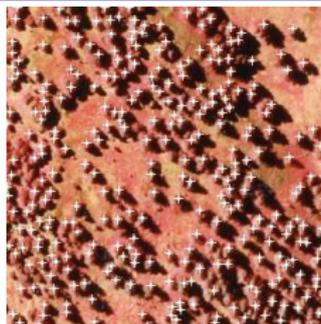
Image Loir-et-Cher ©IFN.



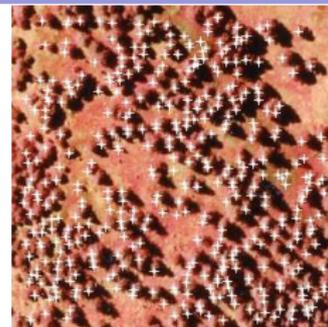
Couronnes par SV.

Comparaison (3)

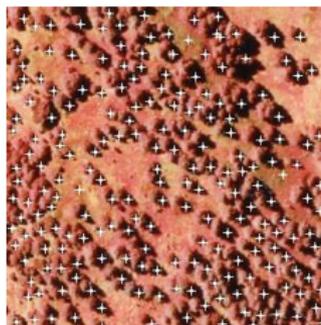
- ▶ Arbres épars : seules les approches objets fonctionnent.



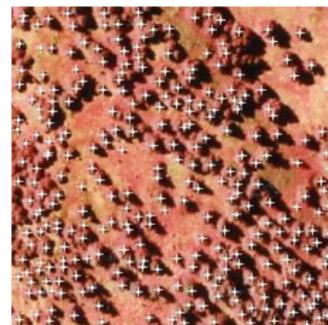
PPM : 299 arbres.



SV : 389 arbres.



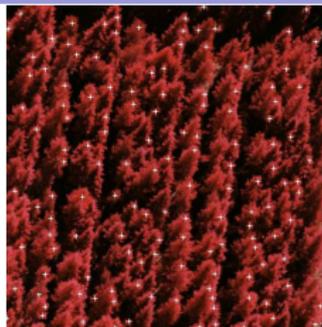
CR : 208 arbres.



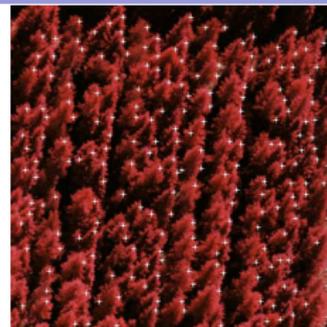
TM : 288 arbres.

Comparaison (4)

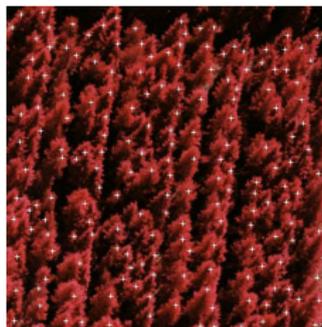
- ▶ Arbres éloignés du Nadir :
modèle 3D à adapter.



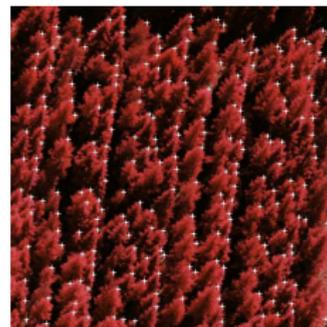
PPM : 141 arbres.



SV : 210 arbres.



CR : 186 arbres.



TM : 223 arbres.

Conclusion

- ▶ Contributions :
 - ▶ proposition de différents modèles pour recueillir des informations à l'échelle de l'arbre,
 - ▶ estimation automatique de statistiques : nombre d'arbres, taux de couvert, taille des couronnes, et parfois hauteur,
 - ▶ adaptation de l'algorithme de [Geyer et Møller97].
- ▶ Avantages de l'approche proposée :
 - ▶ **interactions** entre les objets,
 - ▶ méthode automatique,
 - ▶ résultats pour **différents types de peuplements**.
- ▶ Limites :
 - ▶ géométrie des objets (forêt dense),
 - ▶ réglage des paramètres (calibration).

Perspectives

► Quelques pistes :

- **coopération** entre les modèles,
- **classification** texture / forme,
- **formes** de l'objet 3D,
- **dynamique** de simulation (initialisation, noyau, ...),
- **estimation** des paramètres,
- tests sur d'autres **résolutions**,
- lien avec des **MNT**,
- autres applications.

