



HAL
open science

Détection de flamants roses par processus ponctuels marqués pour l'estimation de la taille des populations

Stig Descamps, Xavier Descombes, Arnaud Béchet, Josiane Zerubia

► **To cite this version:**

Stig Descamps, Xavier Descombes, Arnaud Béchet, Josiane Zerubia. Détection de flamants roses par processus ponctuels marqués pour l'estimation de la taille des populations. [Rapport de recherche] RR-6328, 2007, pp.35. inria-00180811v1

HAL Id: inria-00180811

<https://inria.hal.science/inria-00180811v1>

Submitted on 21 Oct 2007 (v1), last revised 22 Oct 2007 (v2)

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



INSTITUT NATIONAL DE RECHERCHE EN INFORMATIQUE ET EN AUTOMATIQUE

*Détection de flamants roses
par processus ponctuels marqués
pour l'estimation de la taille des populations*

Stig Descamps — Xavier Descombes — Arnaud Béchet — Josiane Zerubia

N° 9999

Octobre 2007

Thème COG

*R*apport
de recherche



Détection de flamants roses par processus ponctuels marqués pour l'estimation de la taille des populations

Stig Descamps , Xavier Descombes , Arnaud Béchet * , Josiane Zerubia

Thème COG — Systèmes cognitifs
Projet Ariana

Rapport de recherche n° 9999 — Octobre 2007 — 32 pages

Résumé : Nous présentons dans ce rapport de recherche une nouvelle technique automatique de détection automatique de flamants roses sur des images aériennes. Nous considérons une approche stochastique fondée sur les processus objets, aussi appelés processus ponctuels marqués. Ici, les objets représentent les flamants. Chaque flamant est alors modélisé par une ellipse. La densité associée au processus ponctuel marqué d'ellipses est définie par rapport à une mesure de Poisson. Dans ce cadre gibbsien, cela réduit le problème à une minimisation d'énergie constituée d'un terme de régularisation (densité a priori), qui introduit des contraintes sur les objets et leurs interactions; et d'un terme d'attache aux données, qui permet de localiser sur l'image les flamants à extraire. Nous échantillons le processus pour extraire la configuration d'objets minimisant l'énergie grâce à une nouvelle dynamique de Naissances et Morts multiples, amenant finalement au nombre total de flamants présents sur l'image. Cette approche donne des comptes avec une bonne précision comparée aux comptes manuels. De plus, elle ne nécessite aucun traitement préalable ou intervention manuelle, ce qui réduit considérablement le temps d'obtention des comptes.

Mots-clés : Extraction d'objets, modélisation stochastique, processus ponctuels marqués, dynamique de naissance/mort, environnement, écologie, flamants roses

* nous remercions la fondation Tour Du Valat, Arles, France pour avoir fourni les données et Antoine Arnaud de la même fondation pour son aide précieuse lors de l'étape de validation. Ce travail a été partiellement financé par l'INRIA Sophia Antipolis via la color "Flamants". Le logiciel "Flamingo", déposé à l'APP, est disponible sous licence CeCILL C en contactant Josiane.Zerubia@sophia.inria.fr

Flamingo detection using Marked Point Processes for estimating the size of populations

Abstract: In this report we present a new technique to automatically detect and count breeding Greater flamingos (*Phoenicopterus roseus*) on aerial images of their colonies. We consider a stochastic approach based on object processes, also called marked point processes. Here, the objects represent flamingos which are defined as ellipses. The density associated with the marked point process of ellipses is defined w.r.t the Poisson measure. Thus, the issue is reduced to an energy minimization, where the energy is composed of a regularizing 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 in the image. Then, we sample the process to extract the configuration of objects minimizing the energy by a new and fast birth-and-death dynamics, leading to the total number of birds. This approach gives counts with good precision compared to manual counts. Additionally, this approach does not need image pre-processing or supervision of the extraction, thus considerably reducing the overall processing time required to get the count.

Key-words: Object extraction, Stochastic modeling, Marked point processes, Birth and death dynamics, Environnement, Ecology, Greater flamingos.

Table des matières

1	Introduction	4
2	Processus spatiaux	5
2.1	Définitions	5
2.2	Processus ponctuels	6
2.2.1	Définitions et premiers exemples	6
2.2.2	Processus de Markov	7
2.2.3	Forme énergétique du processus de Gibbs	8
2.2.4	Application à l'extraction de flamants roses	9
2.3	Stabilité d'un processus	9
3	Modèle d'extraction des Flamants Roses	10
3.1	Description du modèle	10
3.2	Energie <i>a priori</i> $U_p(\mathbf{x})$	10
3.3	Energie d'attache aux données $U_d(\mathbf{x})$	13
3.4	Estimation de la couleur des flamants	14
3.4.1	Calcul de la carte de naissance	14
3.4.2	Méthode d'estimation locale	15
3.4.3	Construction de l'histogramme pondéré de la région	15
3.4.4	Estimation des paramètres de couleur	15
3.4.5	Filtrage pondéré des paramètres	16
3.4.6	Incorporation dans le seuil d_0	16
4	Simulation et Optimisation par Naissance et Mort	17
4.1	Processus de Naissances et Morts multiples	17
4.2	Algorithme	18
5	Résultats	19
5.1	Estimation de la taille de populations	19
5.1.1	Présentation des résultats	19
5.1.2	Analyse des résultats	20
5.2	Comparaison avec d'autres types de détection	25
5.3	Etude comparative détection automatique/manuelle	25
5.4	Limites de la détection automatique	28
6	Conclusion et Perspectives	28
6.1	Conclusion	28
6.2	Perspectives	28

1 Introduction

Dans l'histoire de la Terre, les extinctions de masse sont loin d'être des événements rares. Toutefois, le rythme actuel des extinctions planétaires d'espèces végétales et animales serait de cent à mille fois plus rapide que par le passé. Cette crise biotique sans précédent est due aux activités humaines ; plus précisément, elle résulte de la destruction et de la fragmentation des milieux naturels, de la surexploitation, de l'introduction d'espèces exotiques, de la pollution et du changement climatique.

Alors comment conserver ? Par la prise en compte de la dynamique des populations. Les méthodes statistiques modernes rendent possible le recours à des modèles démographiques pour évaluer les facteurs susceptibles de peser sur la dynamique des populations et faire des recommandations judicieuses pour la gestion et la préservation des espèces menacées.

Lors de la période de reproduction ou lors de migrations, les flamants roses se regroupent. Les observateurs en profitent alors pour évaluer le nombre d'individus des populations. Depuis les années 60, de nombreuses techniques ont été développées pour arriver à estimer précisément le nombre d'individus des populations à partir d'images aériennes. La plupart des techniques récentes utilisent des logiciels classiques de traitement d'image, pour effectuer des segmentations.

Nous proposons ici, une nouvelle méthode d'estimation de la taille des populations de flamants roses fondée sur les processus objets (ou processus ponctuels marqués) à partir d'images aériennes. L'objet de référence que nous avons choisi pour modéliser chaque flamant est l'ellipse. En effet, en vue aérienne, les flamants sont semblables à des ellipses ; la tête ne dépassant qu'occasionnellement du reste du corps. Le flamant rose ("Phoenicopterus roseus"), est principalement couvert de plumage blanc. Cette donnée nous permet d'évaluer correctement le contraste entre le fond et le flamant lui-même grâce à la distance de Bhattacharya. La densité associée au processus ponctuel marqué d'ellipses est définie par rapport à une mesure de Poisson qui, dans le cadre Gibbsien, réduit le problème à une minimisation d'énergie. Cette énergie est constituée, en partie, d'un terme d'attache aux données qui permet de localiser sur l'image les flamants à extraire : celui-ci se déduit de l'évaluation du contraste par la distance de Bhattacharya. L'autre partie de l'énergie du processus objets est constituée d'un terme de régularisation (densité a priori) qui introduit des contraintes sur les objets et leurs interactions.

Afin d'optimiser le modèle proposé en atteignant la configuration d'objets minimisant l'énergie, nous échantillons le processus grâce à une nouvelle dynamique de naissances et morts multiples. Nous obtenons finalement le nombre total de flamants roses présents sur l'image.

Cette approche donne des comptes avec une bonne précision comparée aux comptes manuels. Elle a l'avantage d'être beaucoup plus rapide qu'une méthode employant une optimisation par RJMCMC (Méthode de Monte-Carlo par chaînes de Markov à sauts réversibles) [3]. Le gain en temps passant de plusieurs heures à quelques minutes. De plus, la méthode est entièrement automatique, elle ne nécessite donc aucun traitement préalable, ni intervention d'un opérateur, ce qui réduit considérablement le temps d'obtention des comptes.

2 Processus spatiaux

Dans cette partie, nous présentons les principales définitions et les principaux théorèmes relatifs à la théorie des processus ponctuels marqués. 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 les files d'attente, ou dans le domaine des télécommunications. Aujourd'hui, les processus ponctuels semblent être le modèle dominant.

2.1 Définitions

Définition 1. 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.

Définition 2. 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^f), c'est-à-dire, qui placent dans tout borélien borné $A \subseteq \chi$ un nombre $N_{\mathbf{x}}(A)$ fini de points, et simples, c'est-à-dire, 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. L'espace des configurations finies et simples sera noté N^f .

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 contenant les configurations de n points, 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 des ensembles 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 :

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

2.2 Processus ponctuels

2.2.1 Définitions et premiers exemples

Nous souhaitons désormais modéliser des objets mathématiques qui proposent des configurations aléatoires de points de χ . Nous introduisons alors la définition suivante :

Définition 3. *Un processus ponctuel sur χ est une application X d'un espace probabilisé $(\Omega, \mathcal{A}, \mathbb{P})$ dans N^{lf} telle que pour tout borélien $A \subseteq \chi$, $N_{\mathbf{x}}(A)$ 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.

Définition 4. *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, 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.

Définition 5. *Un processus ponctuel X sur χ est appelé processus ponctuel de Poisson de mesure d'intensité $\nu(\cdot)$ si :*

(P1) *$N_{\mathbf{x}}(A)$ 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 $N_{\mathbf{x}}(A_1) \dots N_{\mathbf{x}}(A_k)$ 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. 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 de $\nu(\cdot)$ par rapport à la mesure de Lebesgue. On a alors :

$$\int_A \lambda(x) \Lambda(dx) < \infty$$

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

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

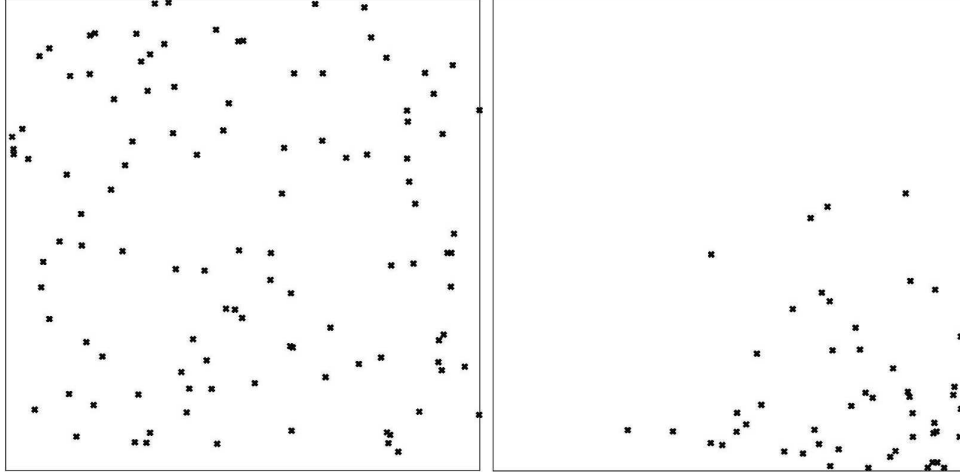


FIG. 1 – Quelques réalisations de processus ponctuels de Poisson dans $[0,1] \times [0,1]$. A gauche : processus de Poisson d'intensité $\lambda = 100$. A droite : processus de Poisson d'intensité $\lambda(x = \{a, b\}) = 200ab$.

avec

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

2.2.2 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. La définition d'un processus de Markov est la suivante :

Définition 6. Soit (χ, 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 χ 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 χ si, pour toute configuration $\mathbf{x} \in N^{\chi}$ telle que $f(\mathbf{x}) > 0$,

- **(P1)** $f(\mathbf{y}) > 0$ pour tout $\mathbf{y} \subseteq \mathbf{x}$, ie tous les objets de \mathbf{y} sont dans \mathbf{x} : c'est la condition

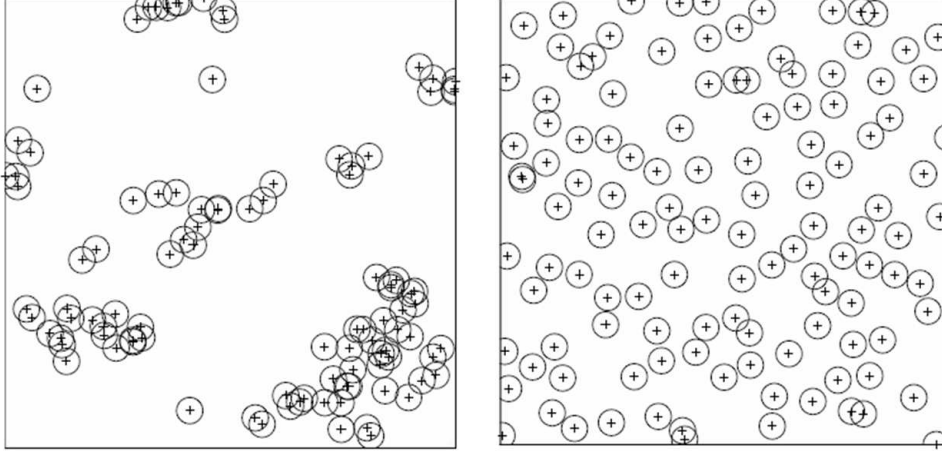


FIG. 2 – Réalisations de deux processus de Strauss. A gauche : Processus de Strauss qui favorise les regroupements, $\gamma > 1$. A droite : Processus de Strauss qui pénalise les regroupements, $\gamma \in]0, 1[$.

d'hérédité

- **(P2)** pour tout $u \in \chi$, $f(\mathbf{x} \cup \{u\})/f(\mathbf{x})$ ne dépend que de u et de son voisinage $\eta(\{u\}) \cap \mathbf{x} = \{x \in \mathbf{x} : u \sim x\}$

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

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

où $\beta > 0$, $\gamma \geq 0$, $n(\mathbf{x}) = N_X(\chi)$ et $s(\mathbf{x})$ représente le nombre de cliques d'ordre 2 par la relation $\sim : u \sim \nu \Leftrightarrow d(u, \nu) < R$. 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 : répulsif entre les points proches si $\gamma \in]0, 1[$, attractif entre les points si $\gamma > 1$.

2.2.3 Forme énergétique du processus de Gibbs

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 $\pi_\nu(\cdot)$. La mesure $\pi(\cdot)$ du processus objet s'écrit alors, $\forall \mathbf{x} \in N^f$

et $\forall B \in \mathcal{N}^f$:

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

Par un théorème équivalent à celui d'Hammersley-Clifford pour les processus ponctuels, nous pouvons exprimer la densité $f(\mathbf{x})$ du processus de Gibbs sous une forme énergétique :

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

où $U(\mathbf{x})$ représente l'énergie du processus de Gibbs et Z une constante de normalisation définie par :

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

Dans le cadre de l'analyse d'image, l'énergie $U(\mathbf{x})$ peut être considérée comme la somme d'un terme d'énergie *a priori* $U_p(\mathbf{x})$ qui prend en compte des interactions entre les objets du processus et un terme d'énergie d'attache aux données $U_d(\mathbf{x})$ qui prend en compte les valeurs de l'image analysée.

2.2.4 Application à l'extraction de flamants roses

Dans le cadre du problème d'extraction de flamants sur une image Y , les processus ponctuels marqués prennent tout leur sens. On recherche, en effet, dans l'image la localisation et la forme d'objets géométriques, définis sur un espace χ , autrement dit la configuration \mathbf{x} qui répond le mieux à des contraintes *a priori* et à des contraintes liées à l'image elle-même. Cette configuration \mathbf{x} , la plus satisfaisante, devra être la plus probable. Cela signifie donc que cette configuration minimisera l'énergie $U(\mathbf{x})$ selon le modèle des contraintes *a priori* et d'attache aux données mis en place.

2.3 Stabilité d'un processus

Afin de définir correctement un processus ponctuel, il faut que celui-ci soit intégrable par rapport à un processus de Poisson de référence. Des critères de stabilité ont été proposés à ce sujet. 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 :*

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

3 Modèle d'extraction des Flamants Roses

Dans ce chapitre, nous présentons le modèle mis en place pour l'extraction des flamants roses. Ce modèle comprend une partie *a priori* et une partie d'attache aux données. Nous traiterons également du problème de l'estimation des paramètres en fin de paragraphe.

3.1 Description du modèle

Nous souhaitons extraire des flamants roses à partir d'images aériennes. Pour cette extraction, nous utilisons donc un processus ponctuel marqué d'ellipses. Commençons par définir notre espace objet $\chi = \mathcal{P} \times \mathcal{M}$ auquel appartiennent les objets du processus :

- L'espace des positions \mathcal{P} 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 \mathcal{M} , quant à lui, correspond à la paramétrisation d'une ellipse. Nous définissons 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 :

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

Les paramètres a_m et a_M , ainsi que les paramètres b_m et b_M sont assez importants. En effet, nous recherchons dans l'image des flamants roses de diamètre minimum b_m en largeur et a_m en longueur, et de diamètre maximum b_M en largeur et a_M en longueur. Généralement, une connaissance approximative de la résolution de l'image permet d'estimer suffisamment précisément ces paramètres. Reste que plus l'estimation est précise, plus la convergence est rapide.

Rappelons à présent le cadre de notre travail. Nous recherchons la meilleure configuration d'objets dans l'image au sens d'une énergie $U(\mathbf{x})$ comportant un terme *a priori*, d'énergie $U_p(\mathbf{x})$, et un terme d'attache aux données, d'énergie $U_d(\mathbf{x})$.

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

Ce terme énergétique renseigne sur toutes les connaissances a priori que l'on possède sur les configurations recherchées. Dans le cadre des processus ponctuels, il inclut des contraintes sur les interactions entre objets [7]. Pour modéliser ces contraintes dans l'énergie $U_p(\mathbf{x})$, nous introduisons deux termes : - Un terme dit de "hard-core", pour des raisons de stabilité

du processus. Celui-ci accorde une probabilité nulle aux configurations qui comportent deux objets dont la distance est inférieure à la distance minimum admissible ; après discrétisation, cette contrainte est automatiquement satisfaite (égale à 1 pixel), - Un terme de répulsion

entre deux objets qui se recouvrent, afin d'éviter de détecter un même flamant avec deux

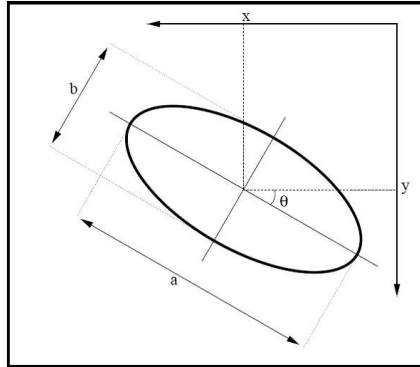


FIG. 3 – L'ellipse et ses marques

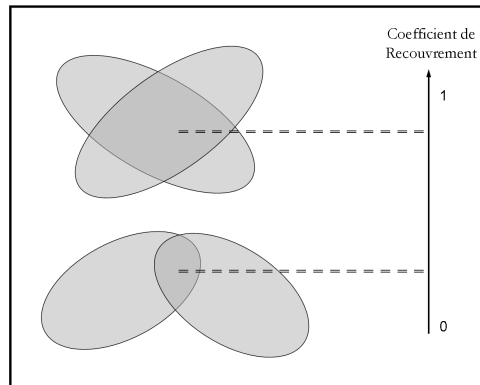


FIG. 4 – Pénalisation progressive du recouvrement entre deux objets

objets. Ainsi, nous pénalisons de manière progressive, le recouvrement le plus important de chaque objet avec les autres objets de la configuration.

Afin d'écrire ce terme de répulsion, nous introduisons la notion de silhouette :

Définition 7. On appelle silhouette d'un objet $u = (p_u, m_u) \in \chi$ 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 la configuration \mathbf{x} .

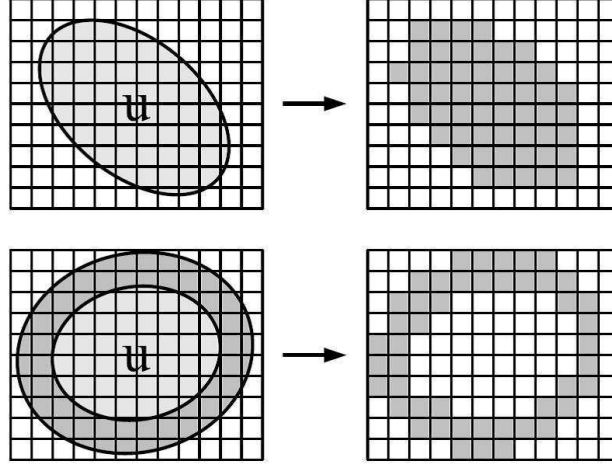


FIG. 5 – En haut : silhouette d’un objet u sur l’espace des positions, $\mathcal{S}_{\mathcal{P}}(u)$, et son équivalent discrétisé $\mathcal{S}_{\mathcal{J}}(u)$. En bas : couronne d’un objet u sur l’espace des positions, $\mathcal{F}_{\mathcal{P}}^p(u)$, et son équivalent discrétisé $\mathcal{F}_{\mathcal{J}}^p(u)$

On peut alors définir le terme d’énergie *a priori* $U_p(\mathbf{x})$ par une relation symétrique \sim_r entre les objets de la configuration \mathbf{x} dont les silhouettes s’intersectent [5, 6] :

$$U_p(\mathbf{x}) = \gamma_p \sum_{x_i \in \mathbf{x}} \max_{x_j \sim_r x_i} \left(\frac{\Lambda(\mathcal{S}_{\mathcal{P}}(x_i) \cap \mathcal{S}_{\mathcal{P}}(x_j))}{\min(\Lambda(\mathcal{S}_{\mathcal{P}}(x_i)), \Lambda(\mathcal{S}_{\mathcal{P}}(x_j)))} \right)$$

où $\Lambda(\cdot)$ correspond à la mesure de Lebesgue et γ_p est un facteur multiplicatif permettant d’accorder plus ou moins d’importance au terme *a priori* vis à vis du terme d’attache aux données que nous décrivons ensuite.

Les calculs d’aire d’intersection pour les disques peuvent se faire rapidement, mais dans le cas des ellipses, ils deviennent complexes. Aussi préférons-nous approximer cette intersection en calculant le nombre de pixels appartenant aux deux ellipses, c’est-à-dire aux silhouettes discrétisées des deux objets :

Définition 8. On appelle *silhouette discrétisée* d’un objet $u = (p_u, m_u) \in \chi$ l’ensemble $\mathcal{S}_{\mathcal{J}}(u)$ des pixels d’une image I qui sont totalement inclus dans la silhouette de l’objet u .

L’énergie *a priori* s’écrit finalement :

$$U_p(\mathbf{x}) \simeq \gamma_p \sum_{x_i \in \mathbf{x}} \max_{x_j \sim_r x_i} \left(\frac{\text{Card}\{p \in \mathcal{S}_{\mathcal{J}}(x_i) \cap \mathcal{S}_{\mathcal{J}}(x_j)\}_{p \in I}}{\min(\text{Card}\{p \in \mathcal{S}_{\mathcal{J}}(x_i)\}_{p \in I}, \text{Card}\{p \in \mathcal{S}_{\mathcal{J}}(x_j)\}_{p \in I})} \right)$$

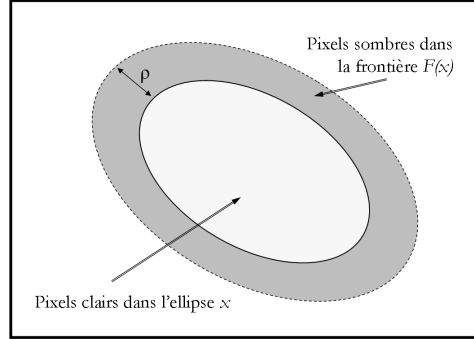


FIG. 6 – L'ellipse et sa couronne

3.3 Energie d'attache aux données $U_d(\mathbf{x})$

Nous considérons maintenant un terme d'attache aux données définie par objet :

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

où γ_d est un paramètre qui fixe le poids de l'attache aux données par rapport à l'*a priori*.

Dans la majorité des images, chaque flamant rose correspond à une forme relativement claire, entourée d'une couronne plus sombre, pouvant notamment inclure son ombre. Nous considérons donc que le flamant correspond à une ellipse relativement claire avec une couronne plus sombre.

Pour évaluer ce contraste, nous utilisons la distance de Bhattacharyya $d_B(u, \mathcal{F}_j^\rho(u))$ entre les distributions des niveaux de gris des pixels dans l'objet, et ceux situés dans sa couronne, celles-ci étant supposées gaussiennes [6]. En notant (μ_1, σ_1) et (μ_2, σ_2) les moyennes et les variances calculées de l'objet et de sa couronne, on peut écrire la distance de Bhattacharyya :

$$d_B(u, \mathcal{F}_j^\rho(u)) = \frac{(\mu_1 - \mu_2)^2}{4\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}} - \frac{1}{2} \log \frac{2\sigma_1\sigma_2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}$$

De cette distance entre les deux distributions, nous construisons l'énergie d'attache aux données d'un objet u :

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

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

$$\mathcal{Q}_d(d_B) = \begin{cases} (1 - \frac{d_B}{d_0}) & \text{si } d_B < d_0 \\ \exp(-\frac{d_B - d_0}{100}) - 1 & \text{si } d_B \geq d_0 \end{cases}$$

Ce modèle inclut des paramètres importants : d'abord, la largeur de la couronne extérieure de l'ellipse ρ (fixé automatiquement à 1 ou 2 pixels selon la taille minimale des ellipses recherchées dans l'image) permet de séparer deux flamants même proches ; puis, et c'est un paramètre non seulement important, mais qui va jouer un rôle prépondérant à travers l'estimation de la couleur locale des flamants, le paramètre d_0 qui représente le seuil de l'attache aux données à partir duquel on favorise les objets. Ci-dessous, nous voyons comment estimer ce paramètre pour chacun des objets.

3.4 Estimation de la couleur des flamants

Dans cette partie, nous estimons localement la couleur moyenne des flamants ainsi que sa variabilité. Cette estimation permet de prendre en compte, dans le calcul de l'attache aux données d'un objet u , la couleur de son centre et, ainsi, de pénaliser les objets contrastés mais de radiométrie différente de celle des flamants.

3.4.1 Calcul de la carte de naissance

Dans l'estimation de paramètres comme dans le processus de naissance et mort que nous verrons par la suite, une carte de naissance est utilisée. Cette carte est construite de la manière suivante :

Pour chaque pixel s de l'image I à traiter, nous calculons l'énergie d'attache aux données $U_d^s(c)$ avec c un disque de diamètre égal au petit axe moyen des ellipses que l'on recherche dans l'image et avec le seuil d_0 fixé à une valeur arbitraire ($d_0 = 10$ dans notre cas). Le choix de calculer une approximation du modèle d'attache aux données avec des disques permet d'obtenir $U_d^s(c)$ avec une bonne vitesse d'exécution.

Dès lors, nous pouvons former la carte de naissance en calculant le taux de naissance suivant :

$$\forall s \in I, b(s) = 1 + 9 \frac{\max_{t \in I} U_d^t(c) - U_d^s(c)}{\max_{t \in I} U_d^t(c) - \min_{t \in I} U_d^t(c)}$$

Puis, le taux de naissance normalisé (et donc la carte de naissance) :

$$\forall s \in I, B(s) = \frac{zb(s)}{\sum_{t \in I} b(s)}$$

Cette carte de naissance permet d'accélérer le processus mis en jeu dans l'optimisation. En effet, nous favorisons la naissance d'objets aux endroits où l'attache aux données répond fortement (faibles valeurs de U_d^s).

3.4.2 Méthode d'estimation locale

Sur les images que nous devons traiter, la couleur des flamants roses n'est pas forcément identique sur toutes les régions de l'image; de plus, cette variabilité est souvent importante. Afin de faire face à cette possible variation, nous avons développé une méthode d'estimation locale de la couleur des flamants. Nous quadrillons donc l'image par des carrés de taille constante (dépendant de la taille moyenne d'un flamant sur l'image) et nous réalisons l'estimation à l'intérieur de chacune de ces régions carrées (si la taille de l'image ne correspond pas à un multiple de la taille de notre carré, nous prolongeons sur les bords les carrés).

La méthode d'estimation locale se déroule en quatre grandes étapes pour chaque région : construction d'un histogramme pondéré, estimation des paramètres de couleur, filtrage pondéré des paramètres obtenus et modification du seuil d_0 selon le placement des objets.

3.4.3 Construction de l'histogramme pondéré de la région

La construction d'un simple histogramme de la région analysée n'est pas nécessairement exploitable si l'on veut identifier automatiquement le mode associé à la couleur des flamants roses. En effet, le mode associé aux flamants risque de n'être pas assez marqué en cas de faible densité. La prise en compte de la carte de naissance permet d'accorder une grande importance aux pixels inclus dans une forme contrastant avec son contour, et une faible importance aux pixels inclus dans des ensembles ne formant que peu de contraste avec leur voisinage. Pratiquement, lors du calcul de l'histogramme, nous pondérons chaque pixel de la région locale par la valeur de la carte de naissance associée au même pixel. Cette technique fait naturellement ressortir le mode associé aux flamants roses.

Comme nous travaillons généralement avec des images couleurs (RVB), nous construisons en réalité trois histogrammes pondérés associés chacun à un canal de la région I :

$$\forall \mathcal{C} \in [0, 255]^3, H(\mathcal{C}) = \sum_{s \in I} b(s) \delta(I_s, \mathcal{C})$$

où I_s est la couleur au pixel s de l'image I et $\delta(.,.)$ le symbole de Kronecker.

3.4.4 Estimation des paramètres de couleur

Grâce à cet histogramme pondéré 3D, le mode associé aux flamants roses est mis en évidence. Ainsi, nous approximations la couleur moyenne d'un flamant rose dans une région par le maximum de l'histogramme pondéré 3D. Par hypothèse de distribution gaussienne du mode associé à la couleur des flamants, nous pouvons alors en estimer la variance. Finalement, nous obtenons, pour chaque région locale r de l'image et chaque canal, la moyenne de la couleur d'un flamant et sa variance : $\Phi(r, 1)$ correspond à la moyenne de la couleur de la région r et $\Phi(r, 2)$ est un vecteur à trois composantes correspondant aux variances de chaque composante de la couleur des flamants roses.

3.4.5 Filtrage pondéré des paramètres

Généralement, l'estimation précédemment décrite donne des résultats pertinents. Néanmoins, quand la région carrée ne contient que peu de flamants roses, l'estimation peut amener à des valeurs de variances trop petites ou encore donner une mauvaise estimation de la couleur moyenne.

Afin de corriger ces éventuelles valeurs aberrantes, nous procédons à un filtrage pondéré en considérant un voisinage du second ordre (ie. huit régions voisines) à l'échelle des régions carrées. La pondération s'effectue grâce à la carte de naissance : pour chaque région, nous calculons le nombre de pixels dont la valeur du taux de naissance est en dessous d'un certain seuil $\zeta = 70$:

$$\kappa(r) = \text{card}(\{b(s) \mid b(s) < \zeta, s \in r\})$$

où r est la région locale considérée.

Dès lors, le filtrage pondéré, pour chacun des paramètres s'écrit comme suit :

$$\Psi(r, :) = \frac{1}{9} \sum_{q \in \eta(r) \cup r} \kappa(q) \Phi(q, :)$$

où $\eta(r)$ est le voisinage d'ordre 2 de la région r .

3.4.6 Incorporation dans le seuil d_0

Soit u un objet de la configuration et $\mathcal{S}_r(u)$ sa silhouette dans la région $r \subset \mathbb{R}^2$ correspondante. Nous notons $C(u)$ la couleur du centre de $\mathcal{S}_r(u)$, et nous faisons référence aux canaux rouge, vert et bleu par les exposants R, V et B. Le vecteur différence par rapport à la couleur moyenne $M(u)$ et la matrice de variance de la couleur $V(u)$ s'écrivent alors :

$$M(u) = \begin{pmatrix} C^R(u) - \Psi^R(r_u, 1) \\ C^V(u) - \Psi^V(r_u, 1) \\ C^B(u) - \Psi^B(r_u, 1) \end{pmatrix} \text{ et } V(u) = \begin{pmatrix} \Psi^R(r_u, 2) & 0 & 0 \\ 0 & \Psi^V(r_u, 2) & 0 \\ 0 & 0 & \Psi^B(r_u, 2) \end{pmatrix}$$

Par ailleurs, le vecteur qui permet le passage du domaine couleur au domaine de la luminance L est défini ainsi :

$$L = [0.59, 0.29, 0.12]$$

Finalement, pour chaque objet u de la configuration, le seuil $d_0(u)$ se déduit de la manière suivante :

$$d_0(u) = \mathbf{1} + \tau(\mathbf{1} + \exp(-\frac{1}{2}M^T(u)V^{-1}(u)LM(u)))$$

où $\tau = 20$ est un paramètre qui gère la manière dont on pénalise les valeurs de couleur éloignées de la couleur moyenne.

4 Simulation et Optimisation par Naissance et Mort

Pour optimiser le modèle, nous utilisons un algorithme de naissances et morts multiples décrit dans [2]. Cet algorithme, fondé sur une équation différentielle stochastique, converge vers l'optimum global de l'énergie et s'est avéré beaucoup plus rapide que les dynamiques de type RJMCMC [3].

4.1 Processus de Naissances et Morts multiples

Dans cette partie, nous décrivons le processus de Naissance et Mort utilisé pour la simulation et l'optimisation du modèle. Ce processus discret dérive d'un processus continu duquel nous pouvons montrer la convergence vers la mesure stationnaire π_φ [2, 8].

Mais nous ne considérons ici que le cas discret, δ jouant le rôle de pas de discrétisation. Soient les processus de Markov à temps discret $T_{\varphi,\delta}(n), n = 0, 1, 2, \dots$ sur l'espace des configurations N^J , définis comme suit :

Une configuration \mathbf{x} est transformée en une configuration $\mathbf{x}' = \mathbf{x}_1 \cup \mathbf{x}_2$, où $\mathbf{x}_1 \subseteq \mathbf{x}$, et, \mathbf{x}_2 est une configuration d'ellipses telle que $\mathbf{x}_1 \cap \mathbf{x}_2 = \emptyset$ et est distribuée selon une loi de Poisson d'intensité $zb(s)$.

La transformation comporte ainsi une partie "naissance" donnée par \mathbf{x}_2 et une partie "mort" donnée par $\mathbf{x} \setminus \mathbf{x}_1$.

La transition associée à la naissance d'un nouvel objet dans un petit espace $\Delta v \subset \chi$ a la forme suivante :

$$q_\delta(v) = \begin{cases} z\Delta v\delta, & \text{si } \mathbf{x} \rightarrow \mathbf{x} \cup v \\ 1 - z\Delta v\delta, & \text{si } \mathbf{x} \rightarrow \mathbf{x} \text{ (pas de naissance)} \end{cases}$$

La probabilité transitoire pour la mort d'un objet u à partir de la configuration \mathbf{x} est donnée par :

$$p_\delta(u) = \begin{cases} \frac{e^{\varphi E(u, \mathbf{x} \setminus u)} \delta}{1 + e^{\varphi E(u, \mathbf{x} \setminus u)} \delta} = \frac{\delta a(u)}{1 + \delta a(u)}, & \text{si } \mathbf{x} \rightarrow \mathbf{x} \setminus u \\ \frac{1}{1 + \delta a(u)}, & \text{si } \mathbf{x} \rightarrow \mathbf{x} \text{ (l'objet } u \text{ survit alors)} \end{cases}$$

avec $a(u) = e^{\varphi E(u, \mathbf{x} \setminus u)}$, $E(u, \mathbf{x} \setminus u) = U(\mathbf{x}) - U(\mathbf{x} \setminus u)$ et où φ s'interprète comme l'inverse d'une température.

De plus, tous les objets sont tués indépendamment, et les deux configurations \mathbf{x}_1 et \mathbf{x}_2 sont indépendantes.

Notons $\mathcal{L} = C(N^J)$ un espace de Banach formé de fonctions continues et bornées sur N^J munie de la norme :

$$\|F\| = \sup_{\mathbf{x} \in N^J} |F(\mathbf{x})|$$

Il est démontré dans [2, 8] le théorème suivant :

Théorème 3. *Soit $F \in \mathcal{L}$ et une mesure initiale ν . Alors, sous la relation $\delta e^{\varphi b} < \text{const}$ avec $b = \sup_{\mathbf{x} \in N^f} \sup_{u \in \mathbf{x}} E(u, \mathbf{x} \setminus u)$, nous avons :*

$$\lim_{\varphi \rightarrow \infty, t \rightarrow \infty, \delta \rightarrow 0} \langle P_{\varphi}^{[\frac{t}{\delta}]} \nu, F \rangle = \langle F \rangle_{\pi_{\infty}}$$

4.2 Algorithme

Une fois la carte de naissance calculée comme décrit dans la partie 3.4.1, nous pouvons engager le processus de naissance et mort, comme suit. Nous initialisons les paramètres de température inverse $\varphi = \varphi_0 = 50$ et de discrétisation $\delta = \delta_0 = 20000$. Nous effectuons alors alternativement et itérativement les étapes suivantes :

- **Naissance** : pour chaque pixel s de l'image, si aucun objet n'est déjà présent, nous ajoutons un objet choisi aléatoirement avec une probabilité $\delta B(s)$.

- **Tri des objets selon leur énergie** : Une fois la phase de naissances effectuée, nous calculons l'attache aux données $U_d(u_c)$ de chacun des objets u_c de la configuration courante \mathbf{x}_c . Puis, nous les classons selon leur énergie $U_d(u_c)$, de la plus grande valeur à la plus petite.

- **Mort** : Ainsi, pour chaque objet u_c pris dans le nouvel ordre du classement, nous calculons le taux de mort :

$$d(u_c) = \frac{\delta a_{\varphi}(u_c)}{1 + \delta a_{\varphi}(u_c)}$$

où $a_{\varphi}(u_c) = \exp(-\varphi U(u_c))$ d'où nous faisons mourir l'objet u_c avec la probabilité $d(u_c)$.

- **Test de convergence** : Si le processus n'a pas convergé, c'est-à-dire, si le nombre d'objets à la fin de l'étape de mort a changé par rapport à l'itération précédente, nous faisons croître la température inverse φ d'un facteur 1/0.993 et le pas de discrétisation δ de 0.997. Nous retournons alors à l'étape de naissance pour une nouvelle itération. Généralement, la convergence est atteinte au bout 3000 itérations.

Les avantages de cet algorithme sont, en premier lieu, un processus de naissance sans rejet, contrairement aux approches de type Metropolis Hastings Green, et en second lieu, le caractère multiple des naissances. En outre, le taux de naissance en chaque point est dépendant de l'attache aux données, sans biaiser la convergence.

5 Résultats

Dans cette partie, nous présentons tout d'abord des résultats de détection globale de colonies de flamants roses, nous en déduisons alors leur taille totale. Puis, par comparaison avec des comptes manuels effectués par des spécialistes de la Tour du Valat, nous montrons les performances de notre détection et la comparons avec des approches moins sophistiquées. Enfin, nous voyons dans quels cas, l'approche proposée atteint ses limites.

5.1 Estimation de la taille de populations

Dans ce paragraphe, nous présentons les résultats de notre détection automatique sur différents types d'images : nettes ou floues, population dense ou peu dense.

5.1.1 Présentation des résultats

La première colonie qui va nous intéresser se situe en Turquie, lors de la période de reproduction. Plus exactement, ces flamants roses exploitent le fameux lac de Tuz, immense lac national. Ce rassemblement a eu lieu au printemps 2004. Sur cette image, le contraste entre les flamants et le fond est très marqué. La figure 7 montre les résultats de la détection. Nous estimons alors la taille de la colonie de Tuz de 2004 égale à 3684 flamants roses en 80 minutes (image 6080x4128).

La seconde colonie se situe en Camargue, unique endroit français où les flamants roses se regroupent pour leur reproduction. Le lieu que ces flamants occupent est bien connu ; il s'agit de l'îlot du Fangassier. Le cliché date de 2002. La figure 8 montre nos résultats sur une image contrasté mais floue. Nous estimons la taille de la colonie du Fangassier de 2002 égale à 11238 flamants roses en 40 minutes (image 5028x3408).

La colonie suivante a été photographiée au large de la Mauritanie, en 2005. Les flamants roses de cette colonie qui se situe sur l'île de Kiaone, font un contraste très léger avec le sol (qui est du sable). Par ailleurs, l'angle de prise de vue est très incliné. La faible résolution de cette image nous a amené à présenter, à la figure 9, nos résultats en ne pointant que le centre des ellipses détectées. Nous estimons la taille de cette colonie de Kiaone égale à 14595 flamants roses en 15 minutes (image 3008x2000).

La dernière colonie que nous présentons est différente car elle ne se situe pas durant la période de reproduction. En effet, les poussins (petits du flamant rose) sont déjà nés. Sur cette image photographiée en 2005 en Catalogne, nous retrouvons donc des adultes, blancs, et des poussins, gris. La figure 10 présente nos résultats. Nous estimons la taille de cette population à 871 poussins et 334 flamants roses adultes en 10 minutes (image 1429x894).

5.1.2 Analyse des résultats

Sur l'ensemble des résultats que nous obtenons (présentés ou non dans ce rapport), notre détection est satisfaisante. L'image de la colonie de Tuz de 2004 semble, au premier abord, plutôt simple : le contraste entre les flamants et le fond est fort et la résolution est relativement grande (flamants longs d'une vingtaine de pixels). Mais, des nids (petits dômes sur l'image) peuvent être sources de fausses alarmes. Grâce à notre approche objet-couleur, nous évitons ces désagréments. L'approche objet nous permet, en outre, de détecter deux flamants même très proches. Enfin, la taille de la population estimée est extrêmement proche de celle estimée par le spécialiste du compte manuel de la Tour du Valat : 3682 flamants roses pour le spécialiste contre 3684 individus pour notre détection.

La colonie du Fangassier de 2002 semble d'emblée plus difficile que la précédente. L'image est plus floue, moins résolue (flamants longs d'une petite dizaine de pixels) et les flamants roses sont tous très proches les uns des autres. La détection automatique proposée reste bonne. Malgré un risque de considérer les têtes de flamants (qui ressortent parfois significativement du reste du corps) comme des flamants entiers, notre détection se limite généralement au corps (sans la tête). Le spécialiste de la Tour du Valat compte 10182 flamants roses contre 10894 individus détectés par notre détection. L'explication de cet écart vient de la prise, ou non, en compte des têtes des flamants et de la prudence du compteur face à des cas ambigus, peu clairs pour l'oeil humain.

La photographie de la colonie de Kiaone de 2005 se distingue des autres images par son angle de prise de vue incliné et avec une densité importante, rendant difficile la détection. Le contraste est très faible et la résolution est mauvaise (flamants longs de 5-6 pixels). Mais notre algorithme réussit quand même à dissocier et à détecter les flamants roses. Le problème des têtes de flamants apparaît également ici mais dans une moindre mesure. Le spécialiste de la Tour du Valat compte 13650 flamants roses contre 14595 individus avec la détection automatique proposée. Cet écart est principalement dû à l'attitude prudente du compteur manuel, évoquée ci-dessus.

La colonie de Catalogne de 2005 permet de mettre en évidence d'autres aspects de notre détection. La photographie est encore prise d'un point de vue incliné et la résolution est mauvaise (flamants longs de 5 pixels). Or ce point de vue fait ressortir la forme générale du flamant rose de profil, qui ne s'apparente pas à une ellipse. Nous obtenons, néanmoins, une bonne détection automatique avec quelques manques dans la population des poussins. Ceux-ci sont très proches, mais surtout ont une forme parfois peu (voire très peu) elliptique. Nous nous trouvons donc dans un cas de sous-détection : notre détection compte 871 poussins et 334 flamants adultes alors que le spécialiste compte 891 poussins et 329 flamants adultes.

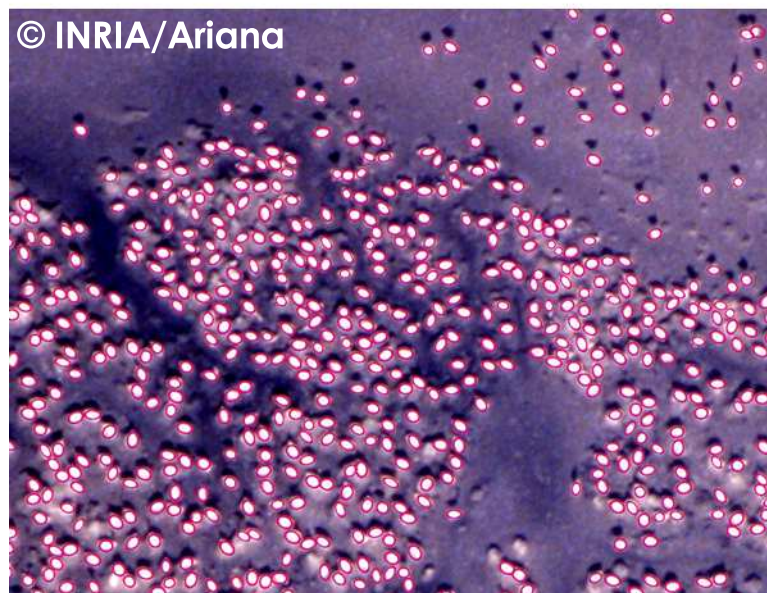
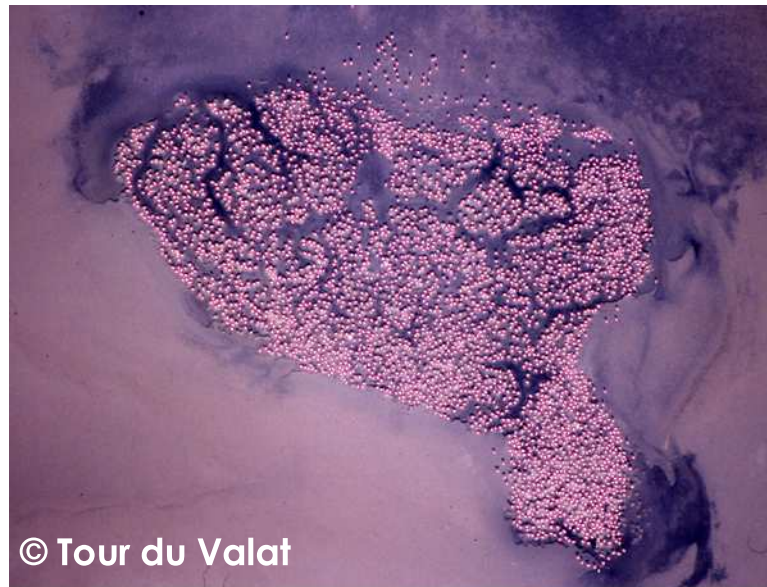


FIG. 7 – Turquie. Haut : image initiale ; Bas : extrait du résultat



FIG. 8 – Camargue. Haut : image initiale; Bas : extrait du résultat



FIG. 9 – Mauritanie. Haut : image initiale; Bas : extrait du résultat



FIG. 10 – Catalogne. Haut : image initiale; Bas : extrait du résultat

5.2 Comparaison avec d'autres types de détection

La détection automatique de flamants roses que nous avons proposée est certes rapide en terme d'exécution : allant de quelques dizaines de secondes à plusieurs dizaines de minutes pour de grosses images. Néanmoins, d'autres types de détection déjà existantes, plus simples et plus rapides, pourraient être des concurrents sérieux. Nous avons comparé la détection automatique décrite dans ce rapport avec deux autres types de détection que l'on peut qualifier de plus simples et plus rapides.

La première correspond à une détection "template" se fondant exclusivement sur le contraste formé entre un disque et sa couronne : pour cela, nous calculons la distance de Bhattacharrya entre un disque de rayon fixe et sa couronne en chaque pixel de l'image (Le rayon du disque est fixé manuellement selon la taille des flamants roses de l'image traitée et sa couronne, souvent 1-2 pixels de large, s'en déduit). Ensuite, un seuil sur ces valeurs de Bhattacharrya donne la détection "template", représentée par des points.

La seconde détection fait intervenir la morphologie mathématique par l'intermédiaire d'une transformation de "Watershed" fondée sur des marqueurs [9]. Cette détection fait intervenir deux paramètres à fixer manuellement (un seuil haut et un seuil bas de détection).

Les résultats de cette comparaison sont présentés sur la figure 11.

Trois images sont testées, avec des difficultés croissantes. Pour l'image la plus simple, la transformation "template" ne donne de bons résultats que pour le flamant proche du disque (le template). Un phénomène de sur-détection apparaît lorsque plusieurs flamants sont trop proches, du fait de l'absence d'a priori. La transformation "Watershed", quant à elle, est très bonne. Notre détection est également très bonne. Pour l'image suivante, la transformation "Watershed" commence à avoir de sérieuses difficultés à dissocier individuellement chaque flamant à cause du faible contraste, et la transformation "template" n'est pas mauvaise mais il y a trop de détection à certaines zones. Notre détection est satisfaisante. Enfin, l'image la plus difficile confirme les difficultés de la transformation "Watershed" : ici, la détection n'est pas satisfaisante du tout. La transformation "template" pour cette image confirme également les observations de l'image précédente : sur-détection. Finalement, notre détection automatique donne des résultats satisfaisants sur cette image également.

5.3 Etude comparative détection automatique/manuelle

L'étude comparative détection automatique/manuelle a pour but d'évaluer la performance de notre outil vis à vis des compteurs de la Tour du Valat.

Nous avons commencé par choisir aléatoirement des échantillons d'images à partir des clichés Fang'02, Fang'05, Tuz'04, Tuz'06 et Kiaone'05 (voir figure 12). Ces clichés offrent diverses difficultés pour la détection. A partir de cet échantillonnage, six personnes de la Tour du Valat ont effectué séparément le comptage des flamants. Parmi ces six personnes, nous avons cinq personnes que l'on peut considérer comme novices du comptage (compteurs ABT, LSZ, MBN, CGN) et une personne experte en matière de comptage de flamants roses (compteur

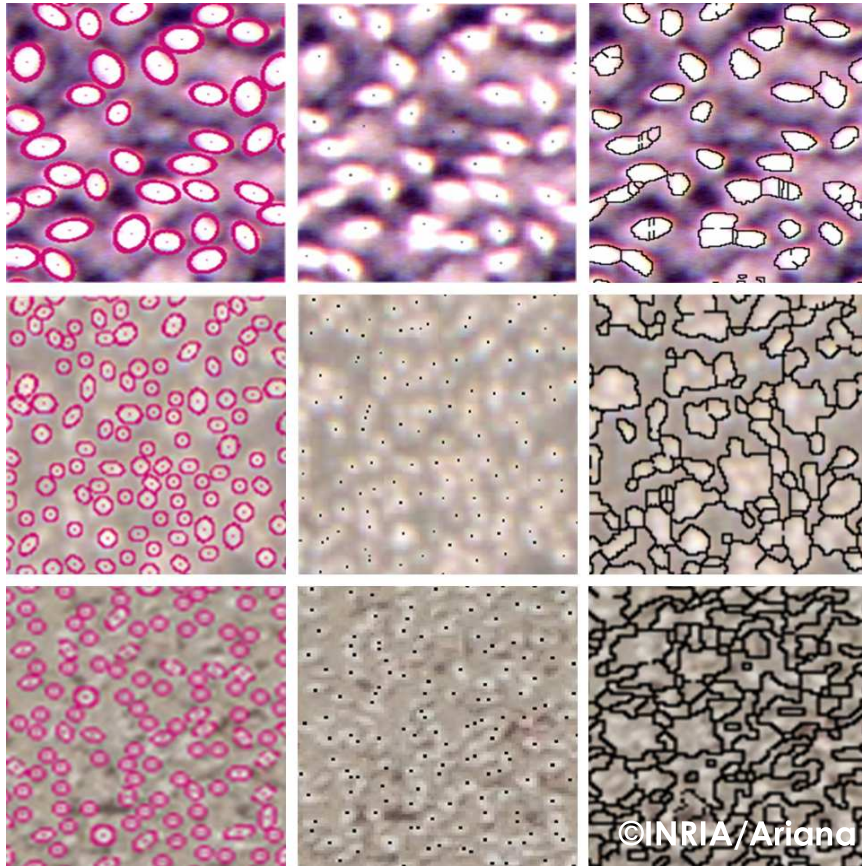


FIG. 11 – Détection automatique (gauche), détection "template" (milieu), détection "Watershed" (droite)

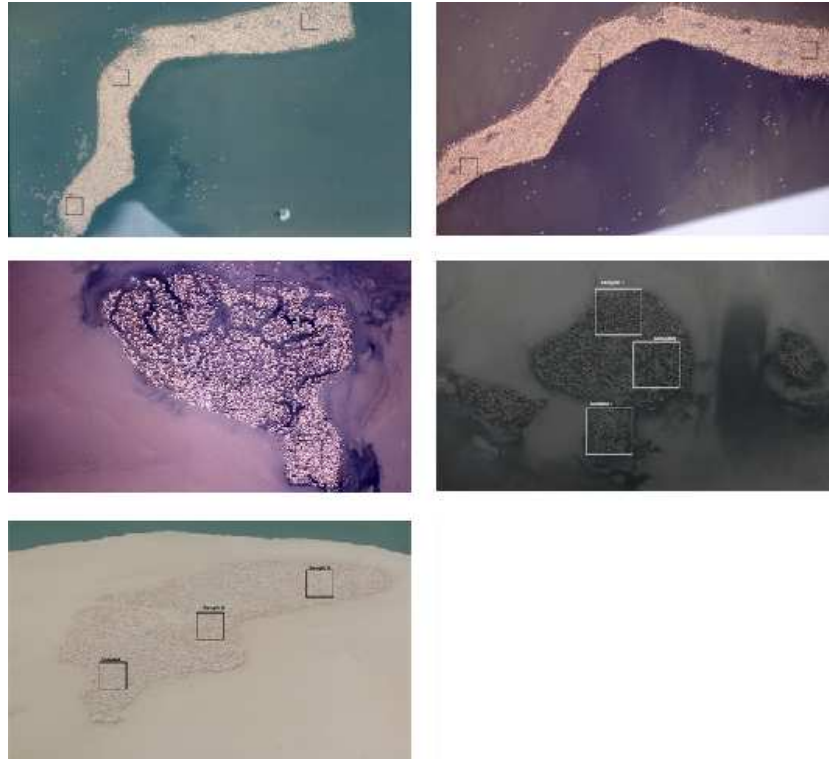


FIG. 12 – Fenêtres d'échantillonnage sur : Fang'02, Fang'05, Tuz'04, Tuz'05, Kiaone'05

AAD).

La référence (que l'on considérera comme la vérité terrain) est représentée par ce compteur expert AAD. Les cinq autres compteurs permettent d'évaluer une variabilité dans la précision du compte, ce dont on va se servir pour estimer la difficulté de dénombrement d'un échantillon.

Pour nos résultats, nous calculons le taux de bonnes détections de notre algorithme automatique, c'est-à-dire le pourcentage de points de compteur inclus dans une ellipse. Le tableau suivant rassemble les résultats obtenus pour cette étude. Nous voyons que les résultats confirment les résultats globaux. Dans la majorité des échantillons, nous obtenons le meilleur taux de bonnes détections avec le spécialiste du compte AAD.

Ce tableau met en évidence combien la détection de flamants roses peut être subjective puisque certaines détections de compteurs sont en décalage par rapport à la détection du spécialiste et donc avec notre détection. Un faible décalage dans le dénombrement des fla-

mants témoigne d'une image facile à compter. Au contraire, un fort décalage témoigne d'une image difficile à compter. La dernière colonne fournit un taux de bonnes détections corrigé, c'est-à-dire, que l'on prend ici en compte des points de compteur dans un voisinage très proche d'une ellipse pour notre détection. Finalement, nous remarquons que les taux de bonnes détections de l'algorithme automatique proposé s'échelonnent le plus souvent entre 90% et 100%. Même pour des images considérées difficiles à compter, nos résultats sont proches de 90% à 95% de bonnes détections.

5.4 Limites de la détection automatique

L'algorithme automatique proposé ne permet pas de tout détecter. Dans certains cas compliqués où les individus à détecter ressemblent néanmoins bien à des ellipses, nous obtenons un résultat de mauvaise qualité. Un exemple en est fourni à la figure 14. Cette figure représente une colonie de poussins de flamants roses (aussi appelée crèche) du lac de Tuz en 2007. Cette crèche est particulièrement difficile à dénombrer car le contraste formé par les poussins avec le fond est très faible. Ainsi, nous obtenons un résultat incluant des sous-détections, mais aussi des fausses alarmes. Ce comportement s'explique par une mauvaise estimation de la couleur qui, elle-même, découle du faible contraste. Nous avons donc proposé un algorithme de détection sachant faire face à de nombreux cas, mais dans le cas d'images à contraste quasi inexistant, le résultat est moins bon.

6 Conclusion et Perspectives

6.1 Conclusion

Nous avons mis en place une nouvelle technique de détection de flamants roses sur des images aériennes. Cette technique se fonde sur une approche objet par l'intermédiaire des processus ponctuels marqués. Ici, les objets représentent les flamants. L'algorithme d'optimisation qui permet d'atteindre la configuration d'objets minimisant l'énergie se fonde, quant à lui, sur une nouvelle dynamique de naissances et morts multiples, qui aboutit finalement au nombre total de flamants présents sur l'image.

Nous avons effectué des tests de validation sur des images réelles en comparant notre détection automatique avec des comptes manuels d'experts. La technique proposée s'avère précise et automatique, ne nécessitant aucune intervention de la part d'un opérateur. Enfin, un des derniers avantages de la méthode, est le gain de temps pour effectuer une détection de flamants roses au sein de populations.

6.2 Perspectives

Les manchots royaux, que l'on trouve en Antarctique (voir figure 15), sont également une espèce qui intéresse beaucoup les biologistes. Le développement d'une méthode, semblable à celle utilisée pour les flamants roses, pourrait permettre d'évaluer la taille des populations

Image/Compteur	AAD	ABT	LSZ	MBN	CGN	BPE	Ecart-type/AAD	Détection corrigée
Tuz06								
Sample1	98.1%	96.7%	94.8%	95.3%	95.8%	95.2%	2 ~ simple	99%
Sample2	95.2%	90.5%	94.6%	87.4%	89.6%	84.6%	7 ~ moyenne	98%
Sample3	96.2%	95.3%	94.4%	89.3%	93%	84.7%	7 ~ moyenne	98%
Tuz04								
Sample1	96.3%	94.3%	94.4%	93.9%	98.4%	97.2%	2 ~ simple	99%
Sample2	100%	100%	93.3%	100%	97.7%	100%	3 ~ simple	100%
Sample3	100%	100%	100%	99.0%	98.0%	100%	1 ~ simple	100%
Kiaone05								
Sample1	88.2%	89.3%	87.6%	80.4%	71.4%	68.7%	13 ~ difficile	89%
Sample2	91.7%	91.3%	87.2%	79.8%	68.6%	71.0%	15 ~ difficile	96%
Sample3	79.4%	84.1%	77.5%	73.4%	60.3%	72.4%	11 ~ difficile	91%
Fang02								
Sample1	84.5%	79.5%	80.9%	83.4%	63.9%	72.6%	11 ~ difficile	86%
Sample2	92.0%	96.4%	91.0%	95.2%	86.5%	88.4%	4 ~ moyenne	93%
Sample3	97.7%	100%	96.8%	100%	96.8%	95.3%	2 ~ simple	98%
Fang05								
Sample1	90.5%	96.1%	83.5%	84.9%	80.9%	81.7%	8 ~ moyenne	92%
Sample2	92.6%	98.4%	89.2%	92.4%	82.7%	81.9%	7 ~ moyenne	94%
Sample3	90.8%	98.8%	86.0%	84.0%	81.2%	82.9%	8 ~ moyenne	92%

FIG. 13 – Tableau des comparaisons

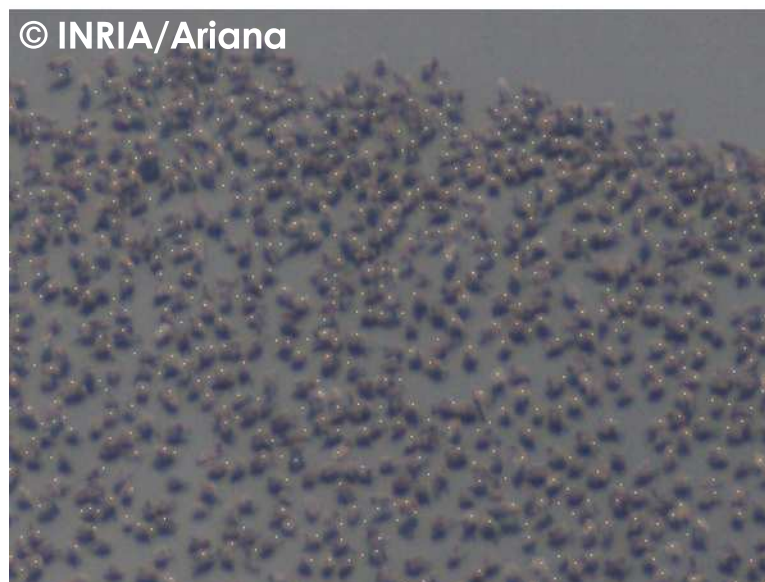


FIG. 14 – Crèche de Turquie, photographiée en 2007



FIG. 15 – Colonie de manchots royaux sur l'île de Kerguelen

de manchots royaux. Cet apport faciliterait la mise en place de modèle de dynamique de populations de manchots.

Mais le problème posé par les manchots est plus complexe que celui posé par les flamants roses. Comme nous pouvons le voir sur la figure 15, les manchots n'ont pas une unique couleur prédominante (dos noir, ventre blanc). Le notion de couleur moyenne n'a donc plus lieu d'être. Une autre difficulté surgit encore. Etant principalement situé sur l'île Kerguelen, les moyens techniques sont limités. L'emploi d'un avion pour tirer des clichés aériens de ces populations est donc impossible. Les observateurs se contentent donc de monter sur la colline voisine pour obtenir un point de vue surélevé. Cette prise de vue implique donc une forte perspective dans les images de colonies de manchots comme nous le voyons sur la figure 15. Une modélisation en 3 dimensions est donc à envisager.

Enfin, d'autres applications peuvent être envisagées liées à la sécurité, notamment le comptage d'individus dans les foules à partir d'images aériennes ou satellitaires haute résolution.

Références

- [1] BADDELEY, A.J., VAN LIESHOUT, M.N.M., *Object recognition using Markov spatial processes*, In Proceedings of International Conference Pattern Recognition, volume B, pages 136–139, 1992.
- [2] DESCOMBES, X., MINLOS, R., ZHIZHINA, E., *Extraction d'objets par une dynamique stochastique continue de naissance et mort*, Rapport de Recherche No. 6135, INRIA, 2007.
- [3] GREEN, P.J., *Reversible jump Markov chain Monte Carlo computation and Bayesian model determination*, Biometrika 82, pages 711-7320, 1995.
- [4] LACOSTE, C., DESCOMBES, X., ZERUBIA, J., *Point Processes for Unsupervised Line Network Extraction in Remote Sensing*, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 27(10) : pages 1568-1579, octobre 2005.
- [5] ORTNER, M., *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, 2004.
- [6] PERRIN, G., DESCOMBES, X., ZERUBIA, J., *A Marked Point Process Model for Tree Crown Extraction in Plantations*, ICIP Conf., Italie, 2005.
- [7] PERRIN, G., *Etude du couvert forestier par Processus Ponctuels Marqués*, Thèse de doctorat, Ecole Centrale Paris, 2006.
- [8] PRESTON, C. J., *Spatial birth-and-death processes*, Bull. Internat. Statist. Inst., Vol. 46, No. 2, pp. 371-391, 1977.
- [9] SOILLE, J.P., *Morphological Image Analysis*, Springer, Berlin, 2003.
- [10] STOICA, R., *Processus ponctuels pour l'extraction de réseaux linéiques dans les images satellitaires et aériennes*, Thèse de doctorat, Université de Nice Sophia-Antipolis, 2001.
- [11] STOYAN, D., KENDALL, W.S., MECKE, J., *Stochastic Geometry and its Applications*, Wiley, 1995.



Unité de recherche INRIA Sophia Antipolis
2004, route des Lucioles - BP 93 - 06902 Sophia Antipolis Cedex (France)

Unité de recherche INRIA Futurs : Parc Club Orsay Université - ZAC des Vignes
4, rue Jacques Monod - 91893 ORSAY Cedex (France)

Unité de recherche INRIA Lorraine : LORIA, Technopôle de Nancy-Brabois - Campus scientifique
615, rue du Jardin Botanique - BP 101 - 54602 Villers-lès-Nancy Cedex (France)

Unité de recherche INRIA Rennes : IRISA, Campus universitaire de Beaulieu - 35042 Rennes Cedex (France)

Unité de recherche INRIA Rhône-Alpes : 655, avenue de l'Europe - 38334 Montbonnot Saint-Ismier (France)

Unité de recherche INRIA Rocquencourt : Domaine de Voluceau - Rocquencourt - BP 105 - 78153 Le Chesnay Cedex (France)

Éditeur
INRIA - Domaine de Voluceau - Rocquencourt, BP 105 - 78153 Le Chesnay Cedex (France)
<http://www.inria.fr>
ISSN 0249-6399