

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

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

Stig Descamps<sup>1</sup>, Xavier Descombes<sup>1</sup>, Arnaud Béchet<sup>2</sup>,  
Josiane Zerubia<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Equipe-Projet Ariana, INRIA/13S, 2004 route des Lucioles, BP 93, 06902 Sophia Antipolis, cedex (France)  
mel. : Prénom.Nom@inria.fr

<sup>2</sup>Fondation Sansouire, Tour du Valat, Le Sambuc, 13200 Arles (France)  
mel. : bechet@tourduvalat.org

Manuscrit reçu le 22 octobre 2007

Résumé et mots clés

Nous présentons dans cet article une nouvelle technique de détection de flamants roses sur des images aériennes. Nous considérons une approche stochastique fondée sur les processus ponctuels marqués, aussi appelés processus objets. Ici, les objets représentent les flamants, qui sont modélisés par des ellipses. La densité associée au processus ponctuel marqué d'ellipses est définie par rapport à une mesure de Poisson. Dans un cadre gibbsien, le problème se réduit à la minimisation d'une énergie, qui est constituée d'un terme de régularisation (densité *a priori*), qui introduit des contraintes sur les objets et leurs interactions; et 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 à une estimation du 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.

Extraction d'objets, modélisation stochastique, processus ponctuels marqués, dynamique de Naissance/Mort, environnement, écologie, flamants roses.

Abstract and key words

In this paper, we present a new technique to automatically detect and count breeding Greater flamingos (*Phoenicopterus roseus*) on aerial photographs of their colonies. We consider a stochastic approach based on marked point processes also called object processes. Here, the objects represent flamingos which are defined as ellipses. The Gibbs 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 regularization term (prior density), which introduces some constraints on the objects and their interactions, and a data term, which links the objects to the features to be extracted in the image. The prior energy is defined as a sum of local energies for each object. For a given

\* Ce travail a été partiellement financé par l'action COLOR «Flamants» de l'INRIA. Nous remercions Antoine Arnaud et les stagiaires de la Tour du Valat pour leur aide précieuse lors de l'étape de validation. Le Logiciel de décompte «FLAMINGO» est disponible sur simple demande à Josiane.Zerubia@sophia.inria.fr; ce logiciel, déposé à l'APP, est sous licence CECILL-C.

object  $o$ , we consider the set  $S(o)$  of objects in the current configuration which overlap  $o$ . An overlapping coefficient between two objects is defined by the intersection area normalised by the minimum size between the two objects. The local energy, associated to  $o$ , is then proportional to the maximum overlapping coefficient between  $o$  and any element of  $S(o)$ . The data term is also defined by a sum local energies over each object in the configuration. The local energy is obtained from the computation of a radiometric distance between pixels in the ellipse, modeling the flamingo, and pixels in the neighborhood of this ellipse.

The key parameter to perform the detection is a threshold embedded in the data term. The distance computed between pixels in an ellipse and pixels in the ellipse neighborhood is mapped to  $[-1, 1]$ . When negative (resp. positive) this local energy favours (resp. penalizes) the object to belong to the final detection. The sign of this local energy depends on a pre-defined threshold. We propose an heuristic to locally estimate this threshold. We first estimate a gaussian law to approximate the flamingo radiometry in the color space. We compute a weighted color histogram of the image. The weight associated to each pixel is proportional to a distance computed between pixels in a disk centered on the considered pixel and its neighbors. Therefore, the contribution of the flamingos in the color histogram is enlarged. We then assume that the main mode in the histogram corresponds to flamingos. We estimate the distribution of this mode, assuming a gaussian property. The threshold is then deduced from the covariance matrix of this mode. We apply this procedure locally, on different windows and the threshold map is obtained by interpolation. This algorithm provide a locally adaptive estimation of the threshold parameter. As a result, the only parameters required from the user are some bounding boxes for the ellipse axis. These boxes can be deduced from the usual size of flamingos and the data resolution.

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 sampling algorithm is embedded into a simulated annealing scheme to optimize the proposed model. A birth rate and the temperature of the simulated annealing are initialized. After each iteration, these two parameters are decreased using a geometrical law.

Each iteration is divided into three steps. The birth step consists in adding a new object on each pixel with a given probability. This probability depends on the birth rate but also on a pre-computed birth map. To compute this birth map, the data term is evaluated on each pixel for a given disk. The probability of adding a new object then depends on the data. The choice of the birth map, uniform or depending on the data, does not affect the convergence properties. Therefore, the final result is the same. But the speed of convergence is increased by using the data in the birth process. The goal of the second step is also to speed up the convergence. It consists in sorting the objects in the configuration with respect to the value of the corresponding data term. In the last step, consisting in removing, or killing, some objects in the current configuration, we first propose to kill objects having a high value for data term. For each object, taken in the data term decreasing order, we compute a death probability depending on the energy difference between the configuration and the configuration minus the considered object, and on the temperature. Note that the birth rate does not depend on the temperature, nor the configuration energy. The convergence of this algorithm has been proven in a previous work.

This approach gives counts with good precision compared to manual counts. Additionally, this approach does not need any image pre-processing or supervision w.r.t. the extraction, thus considerably reducing the overall processing time required to get the estimate. Some results are shown and compared to the results obtained by an expert. Besides, we compare the proposed approach with standard algorithm based on template matching and mathematical morphology.

Object extraction, stochastic modeling, marked point processes, Birth and Death dynamics, environment, ecology, flamingos.

# 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 la plus brutale des extinctions de masse précédentes. 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.

La prise en compte de la dynamique des populations permet d'anticiper les phénomènes, et fournit donc une aide précieuse pour la préservation des espèces. 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 ensuite des recommandations pour la gestion et la préservation des espèces menacées. Ces modèles démographiques sont généralement calibrés par des décomptes in situ des populations permettant d'en valider les prédictions. La précision de ces décomptes est alors essentielle.

Lors de la période de reproduction ou lors de migrations, les flamants roses (*Phoenicopterus roseus*) se regroupent. Les observateurs en profitent alors pour effectuer le décompte des individus. Ces techniques sont fondées sur le décompte à partir de photographies aériennes. Un décompte local complété par une interpolation est souvent imprécis du fait de la non stationnarité de la densité de populations [2]. Un décompte complet à partir de poster est long et fastidieux [5]. La mise à disposition d'un outil automatique est donc très intéressante pour les écologues.

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. Initiée dans [1], cette approche est exploitée depuis une dizaine d'année pour extraire différents objets à partir d'images, comme des cellules [12], des routes [6], du bâti [9], ou des arbres [10]. 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 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 une distance radiométrique entre l'intérieur et la couronne externe de l'objet. 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 une distance radiométrique. L'autre partie de l'énergie du processus objets est consti-

tuée d'un terme de régularisation (densité *a priori*) qui introduit des contraintes sur les objets et leurs interactions.

Afin d'optimiser notre modèle 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) [4]. Le temps de calcul passe ainsi de plusieurs heures à quelques dizaines de 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. Dans cet article, nous présentons quelques définitions et concepts liés aux processus ponctuels marqués dans le paragraphe 2, puis détaillons le modèle retenu pour le décompte de flamants roses dans le paragraphe 3. L'algorithme d'optimisation est présenté dans le paragraphe 4. Pour finir, les résultats sont commentés dans le paragraphe 5 et les conclusions détaillées dans le paragraphe 6.

## 2. Processus ponctuels marqués

Dans cette partie, nous présentons quelques notions sur les processus ponctuels marqués. Pour une étude plus détaillée, le lecteur peut se référer à [8] ou [14]. L'origine de la théorie des processus ponctuels provient de 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. Aujourd'hui cependant, les processus ponctuels sont de plus en plus utilisés dans le domaine spatial, et notamment pour des applications en télécommunication et en analyse d'images.

### 2.1 Espace des configurations

**Définition 1.** Soit  $\chi$  un espace donné, muni d'une métrique  $d$  telle que  $(\chi, d)$  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 l'on note  $\mathbf{x}$  un ensemble dénombrable, non ordonné de points de  $\chi$  :

$$\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}, n \in \mathbb{N} \quad (1)$$

Par la suite, on s'intéressera aux configurations  $\mathbf{x}$  dites localement finies (espace  $N^{\text{lf}}$ ), c'est-à-dire, qui placent dans tout boré-

lien 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 des images. L'espace des configurations finies et simples sera noté  $N^f$ .

On équipe alors  $\chi$  d'une mesure borélienne localement finie notée  $\nu(\cdot)$ , en général la mesure de Lebesgue (notée  $\Lambda(\cdot)$  par la suite), et l'on note par extension  $\nu^n(\cdot)$ , la mesure produit sur  $\chi^n$ . On définit, ensuite, les sous-ensembles de  $N^f$  contenant les configurations de  $n$  points, de la façon suivante :

$$N_n^f = \{\mathbf{x} \in N^f : N_{\mathbf{x}}(\chi) = n\} \tag{2}$$

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  $\chi^n$  est ordonné, tandis que  $N^f$  ne l'est pas. On a donc :

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

## 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  $\chi$ . Nous introduisons alors la définition suivante :

**Définition 3.** *Un processus ponctuel sur  $\chi$  est une application  $X$  d'un espace probabilisé  $(\Omega, \mathcal{A}, \mathbb{P})$  dans  $N^f$  telle que, pour tout borélien,  $A \subseteq \chi$ ,  $N_{\mathbf{x}}(A)$  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  $\chi$  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  $\chi$  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 tribu pour laquelle les applications  $\mathbf{x} \rightarrow N_{\mathbf{x}}(A)$  ( $A$  borélien borné) soient mesurables.

**Définition 5.** *Un processus ponctuel  $X$  sur  $\chi$  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 :

$$\nu(A) = \int_A \lambda(x) \Lambda(dx) < \infty \tag{4}$$

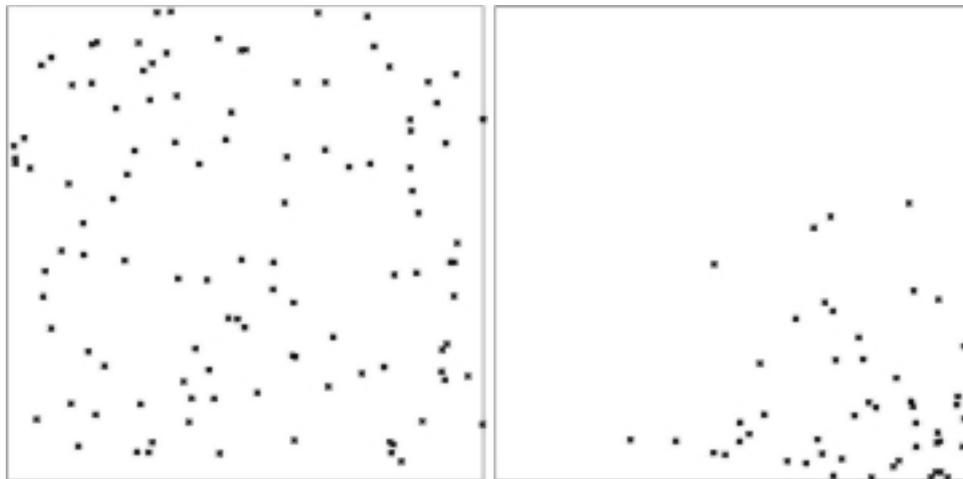


Figure 1. Quelques réalisations de processus ponctuels de Poisson dans  $[0,1] \times [0,1]$ . Gauche : processus de Poisson d'intensité  $\lambda = 100$ . Droite : processus de Poisson d'intensité  $\lambda(x = \{a,b\}) = 200ab$ .

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

$$\pi_\nu(B) = e^{-\nu(\chi)} (\mathbf{1}_{[\emptyset \in B]} + \sum_{n=1}^{\infty} \frac{\pi_{\nu_n}(B)}{n!}) \quad (5)$$

avec

$$\pi_{\nu_n}(B) = \int_{\chi} \dots \int_{\chi} \mathbf{1}_{\{[x_1, \dots, x_n] \in B\}} \nu(dx_1) \dots \nu(dx_n). \quad (6)$$

Une réalisation d'un processus de Poisson homogène est montrée sur la figure 1 gauche et celle d'un processus hétérogène sur la figure 1 droite.

### 2.2.2 Processus de Gibbs

Pour faciliter la modélisation et l'étape de calibration des paramètres, nous considérons une sous-classe de processus, les processus de Gibbs. Ils sont définis sur l'espace des configurations finies  $N^f$  par leur 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  $\forall B \in \mathcal{N}^f$ :

$$\pi(B) = \int_B f(\mathbf{x}) \pi_\nu(d\mathbf{x}) \quad (7)$$

La densité  $f(\mathbf{x})$  d'un processus de Gibbs s'écrit sous la forme :

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{Z} \exp[-U(\mathbf{x})] \quad (8)$$

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

$$Z = \int_{\mathbf{x} \in N^f} \exp[-U(\mathbf{x})] d\mathbf{x} \quad (9)$$

Dans le cadre de l'analyse d'images, 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.

### 2.2.3 Application à l'extraction de flamants roses

Dans le cadre de notre 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  $\chi$ , autrement dit la configuration  $\mathbf{x}$  qui répond le mieux à des contraintes *a priori* ( $U_p$ ) et à des contraintes liées à l'image elle-même ( $U_d$ ).

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 proprement un processus ponctuel, il faut que celui-ci soit intégrable par rapport à un processus de Poisson de référence. Des critères de stabilité, qui assurent la convergence des algorithmes de simulation, ont été proposés à ce sujet [14]. Ces critères peuvent être regroupés dans la condition suivante:

**Condition 1.** *Un processus ponctuel défini par une densité  $f(\cdot)$  par rapport à une mesure de référence  $\pi_\nu(\cdot)$  est localement stable s'il existe un nombre réel  $M$  tel que :*

$$f(\mathbf{x} \cup u) \leq M f(\mathbf{x}), \forall \mathbf{x} \in N^f, \forall u \in \chi \quad (10)$$

# 3. Modèle pour l'extraction des Flamants Roses

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

## 3.1 Espace objet

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 appartient les objets du processus :

- L'espace des positions  $\mathcal{P}$  est un domaine continu de la taille de l'image de dimensions  $X_M \times Y_M$ :

$$\mathcal{P} = [0, X_M] \times [0, Y_M] \quad (11)$$

- 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  $\theta$  de son grand axe par rapport à l'horizontale :

$$(a, b, \theta) \in \mathcal{M} = [a_m, a_M] \times [b_m, b_M] \times [0, \pi[, a \geq b \quad (12)$$

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 [10]. Pour modéliser ces contraintes dans l'énergie  $U_p(\mathbf{x})$ , nous introduisons deux termes :

- Un terme, dit « hard-core », qui impose une distance minimale entre deux points de la configuration. Ce terme implique la stabilité du processus. Dans notre cas, cette distance est égale à un pixel, c'est-à-dire que nous ne pouvons pas avoir deux objets centrés sur le même pixel,
- Un terme de répulsion entre deux objets qui se recouvrent, afin d'éviter de détecter un même flamant avec deux objets différents. Ainsi, nous pénalisons de manière progressive, le recouvrement le plus important de chaque objet avec les autres objets de la configuration (voir figure 2).

Afin d'écrire proprement 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  $\mathcal{S}_P(u) \in \mathcal{P} \subset \mathbb{R}^2$ , 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  $\mathcal{S}_P(\mathbf{x})$ , comme l'union des silhouettes des objets de la configuration  $\mathbf{x}$ .

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 [9, 10] :

$$U_p(\mathbf{x}) = \gamma_p \sum_{x_i \in \mathbf{x}} \max_{x_j \sim_r x_i} \left( \frac{\text{Card}A_{i,j}}{\min(\text{Card}B_i, \text{Card}C_j)} \right) \quad (13)$$

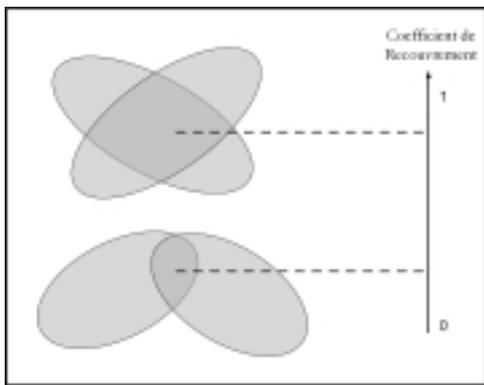


Figure 2. Pénalisation progressive du recouvrement entre deux objets.

avec :

$$\begin{aligned} A_{i,j} &= \{p \in \mathcal{S}_P(x_i) \cap \mathcal{S}_P(x_j)\} \\ B_i &= \{p \in \mathcal{S}_P(x_i)\} \\ C_j &= \{p \in \mathcal{S}_P(x_j)\} \end{aligned}$$

où  $\Lambda(\cdot)$  correspond à la mesure de Lebesgue et  $\gamma_p$  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. Ainsi, nous préférons approcher cette intersection en calculant le nombre de pixels appartenant aux deux ellipses, c'est-à-dire aux silhouettes discrétisées des deux objets (voir figure 3) :

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

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

$$U_p(\mathbf{x}) \simeq \gamma_p \sum_{x_i \in \mathbf{x}} \max_{x_j \sim_r x_i} \left( \frac{\text{Card}A_{i,j}}{\min(\text{Card}B_i, \text{Card}C_j)} \right) \quad (14)$$

avec :

$$\begin{aligned} A_{i,j} &= \{p \in \mathcal{S}_I(x_i) \cap \mathcal{S}_I(x_j) \cap I\} \\ B_i &= \{p \in \mathcal{S}_I(x_i) \cap I\} \\ C_j &= \{p \in \mathcal{S}_I(x_j) \cap I\} \end{aligned}$$

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

Nous considérons un terme d'attache aux données, défini par objet :

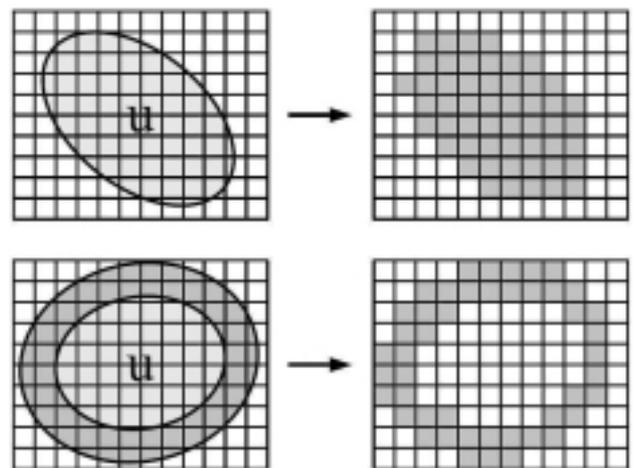


Figure 3. Haut : silhouette d'un objet  $u$  sur l'espace des positions,  $\mathcal{S}_P(u)$ , et son équivalent discrétisé  $\mathcal{S}_I(u)$ . Bas : couronne d'un objet  $u$  sur l'espace des positions,  $\mathcal{F}_P^o(u)$ , et son équivalent discrétisé  $\mathcal{F}_I^o(u)$ .

$$U_d(\mathbf{x}) = \gamma_d \sum_{u \in \mathbf{x}} U_d(u) \quad (15)$$

où  $\gamma_d$  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 une distance  $d_B(u, \mathcal{F}_T^\rho(u))$  entre les distributions de la luminance des pixels dans l'objet, et ceux situés dans sa couronne externe [10]. En notant  $(\mu_1, \sigma_1)$  et  $(\mu_2, \sigma_2)$  les moyennes et les variances calculées de l'objet et de sa couronne, cette distance s'écrit :

$$d_B(u, \mathcal{F}_T^\rho(u)) = \frac{(\mu_1 - \mu_2)^2}{4\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}} - \frac{1}{2} \log \frac{2\sigma_1\sigma_2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} \quad (16)$$

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

$$U_d(u) = Q_d(d_B(u, \mathcal{F}_T^\rho(u))) \quad (17)$$

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

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

Ce modèle contient des paramètres importants : d'abord, la largeur de la couronne extérieure de l'ellipse  $\rho$  (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. Dans le prochain paragraphe, nous voyons comment estimer ce paramètre pour chacun des objets.

### 3.4 Estimation de la couleur des flamants

Dans ce paragraphe, 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. Nous définissons ainsi un seuil  $d_0$  adaptatif en fonction de la couleur du pixel central d'un objet.

#### 3.4.1 Calcul de la carte de naissance

Dans la définition du seuil adaptatif, 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  $U_d^s(c)$  pour un disque  $c$  de diamètre égal au petit axe moyen des ellipses que l'on recherche dans l'image et avec un 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 :

$$\forall s \in I, b(s) = 1 + 9 \frac{\max_{t \in I} U_d^t(c) - U_d^s(c)}{\max_{t \in I} U_d^t(c) - \min_{t \in I} U_d^t(c)} \quad (18)$$

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

$$\forall s \in I, B(s) = \frac{zb(s)}{\sum_{t \in I} b(s)} \quad (19)$$

où  $z$  est le taux global de naissance. 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, les conditions de prise de vue induisent une variabilité de la colorimétrie. Afin de pallier 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 réalisons l'estimation à l'intérieur de chacune de ces régions carrées.

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  $I$ :

$$\forall \mathcal{C} \in [0,255]^3, \quad H(\mathcal{C}) = \sum_{s \in I} b(s) \delta(I_s, \mathcal{C}) \quad (20)$$

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 approchons la couleur moyenne d'un flamant rose dans une région par le maximum de l'histogramme pondéré 3D. Nous approchons le mode associé aux flamants par une gaussienne dont nous estimons 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 des trois composantes 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 (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 ( $\zeta = 70$  pour toutes les images traitées):

$$\kappa(r) = \text{card}(\{b(s) | b(s) < \zeta, s \in r\}) \quad (21)$$

où  $r$  est la région locale considérée.

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

$$\Psi(r, \cdot) = \frac{1}{9} \sum_{q \in \eta(r) \cup r} \kappa(q) \Phi(q, \cdot) \quad (22)$$

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

### 3.4.6 Seuil adaptatif

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 à chaque canal 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 :

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

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  $\vec{l}$  qui permet le passage du domaine couleur au domaine de la luminance  $L$  est défini ainsi :

$$\vec{l} = [0.29, 0.59, 0.12] \quad (23)$$

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

$$d_0(u) = \mathbf{1} + \tau \left( \mathbf{1} - \exp\left(-\frac{L(u)}{2} M^T(u) V^{-1}(u) M(u)\right) \right) \quad (24)$$

où  $L(u)$  est la luminance au centre de l'objet  $u$ ,  $\tau = 20$  est un paramètre qui gère la manière dont on pénalise les valeurs de couleur éloignées de la couleur moyenne. Le seuil  $d_0(u)$ , définissant le contraste à partir duquel le terme d'attache aux données favorise la présence d'un objet, est donc plus important lorsque la couleur du pixel central s'éloigne de la couleur estimée des flamants.

## 4. Simulation et Optimisation par Naissance et Mort

Pour optimiser le modèle, nous utilisons un algorithme de naissances et morts multiples décrit dans [3]. Cet algorithme, fondé sur une équation différentielle stochastique, converge vers l'optimum global de l'énergie.

### 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  $\pi_\varphi$  [3, 11].

Mais nous ne considérons ici que le cas discret,  $\delta$  jouant le rôle de pas de discrétisation. À chaque itération, 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 définissant la mort d'un objet  $u$  à partir de la configuration  $\mathbf{x}$  est donnée par :

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

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  $\varphi$  s'interprète comme l'inverse d'une température.

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

Pour la formalisation et la preuve de convergence, le lecteur peut se référer à [3, 11].

## 4.2. Algorithme

Une fois la carte de naissance calculée comme décrit au paragraphe 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 naissance 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** : Pour chaque objet  $u_c$  pris dans cet ordre de classement, nous calculons le taux de mort :

$$d(u_c) = \frac{\delta a_\varphi(u_c)}{1 + \delta a_\varphi(u_c)} \quad (25)$$

où  $a_\varphi(u_c) = \exp(-\varphi U(u_c))$ , et supprimons 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  $\varphi$  d'un facteur  $1/0.993$  et le pas de discrétisation  $\delta$  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 [4], 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.

Les différents paramètres de ce schéma algorithmique (pas de discrétisation, température, et leur coefficient de décroissance) ont été établis empiriquement afin d'optimiser le temps de calcul, tout en atteignant une solution proche de l'optimum global. Ces paramètres sont identiques pour tous les résultats présentés au paragraphe suivant. Ils ont été conservés pour les décomptes ultérieurs effectués par les écologues.

## 5. Résultats

Dans cette partie, nous présentons, en premier lieu des résultats de détection globale de colonies de flamants roses, nous en déduisons alors leur taille totale. Nous comparons les résultats obtenus avec le décompte effectué par un expert, chargé chaque année du décompte de la population nicheuse du Fangassier en Camargue. Puis, nous comparons les résultats avec ceux obtenus par des approches algorithmiques moins sophistiquées que celle que nous avons proposée. Enfin, nous étudions dans quels cas, notre approche peut avoir des limites.

### 5.1. Estimation de la taille de populations

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

La première colonie qui va nous intéresser se situe, lors de la période de reproduction, en Turquie. 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. Mais, des nids (petits dômes sur l'image) peuvent être sources de fausses alarmes. La prise en compte de l'information de couleur, par l'aspect adaptatif du seuil  $d_0$ , permet de discriminer les flamants de leurs nids. L'approche objet nous permet, en outre, de détecter deux flamants même très proches. La taille de la population estimée est extrêmement proche du décompte effectué par l'expert : 3682 flamants roses pour l'expert contre 3684 individus pour notre détection, soit une erreur de 0.05 %. La figure 4 montre les résultats de la détection. Nous estimons la taille de la colonie en 80 minutes (image 6080x4128, résolution 2.5 cm), l'expert ayant besoin de 2 heures.

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. L'image est floue,

peu résolue (flamants longs d'une petite dizaine de pixels) et les flamants roses sont tous très proches les uns des autres. Notre détection automatique (voir figure 5) reste néanmoins relativement correcte. Nous estimons la taille de la colonie du Fangassier de 2002 égale à 10894 flamants roses en 40 minutes (image 5028x3408, résolution 5 cm), contre 10182 individus, comptés en 5 heures par l'expert, soit une erreur de 6.5 %. Cet écart provient de différentes ambiguïtés dues, soit à la tête, soit aux ailes déployées d'un flamant. Ces fausses alarmes pourraient être évitées en augmentant la valeur du seuil  $d_0$ , mais au prix d'une sous détection dans les zones les moins contrastées ou les zones les plus denses.

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, sur la figure 6, 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, résolution 12.5 cm), contre 13650 flamants, comptés en 6 heures par l'expert, soit une erreur de 7 %.

La dernière colonie que nous présentons est différente car elle ne se situe pas durant la période de reproduction. La photographie est 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. 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 7 présente nos résultats. Nous estimons la taille de cette population à 871 poussins et 334 flamants roses adultes en 10 minutes (image 1429x894), contre 891 poussins et 329 flamants adultes pour l'expert, soit une erreur de 2.3 % et 1.5 % respectivement.

S

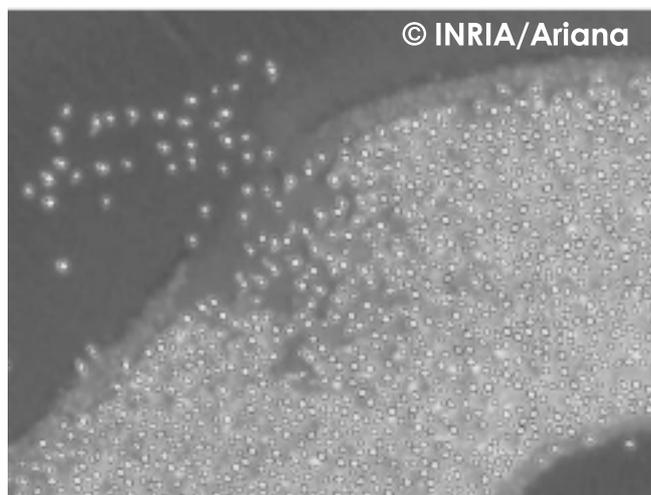
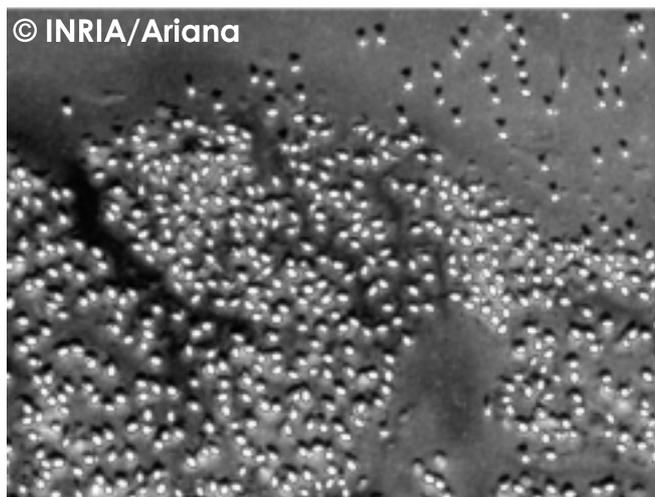
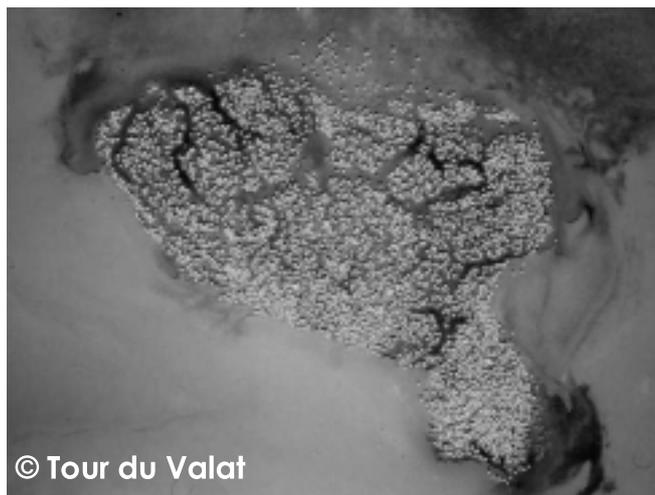
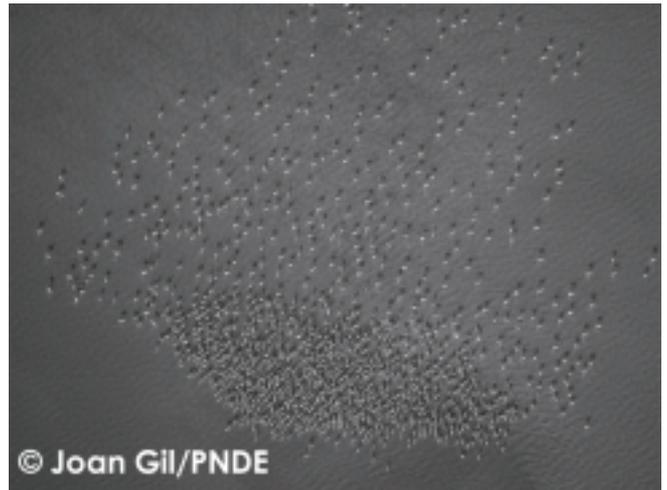


Figure 4. Haut : image initiale ; Bas : extrait du résultat.

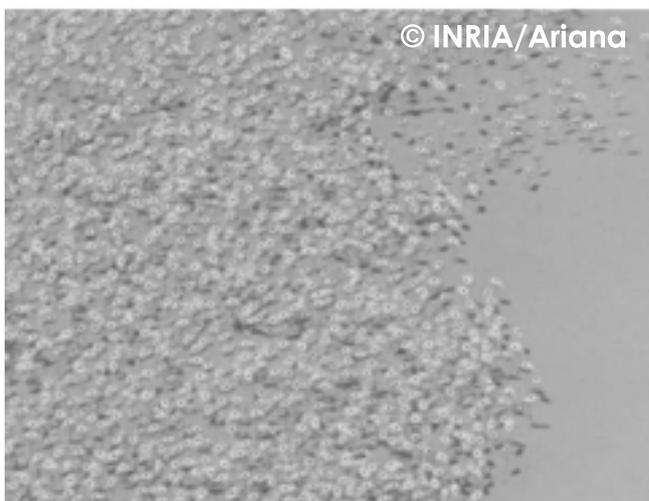
Figure 5. Haut : image initiale ; Bas : extrait du résultat.



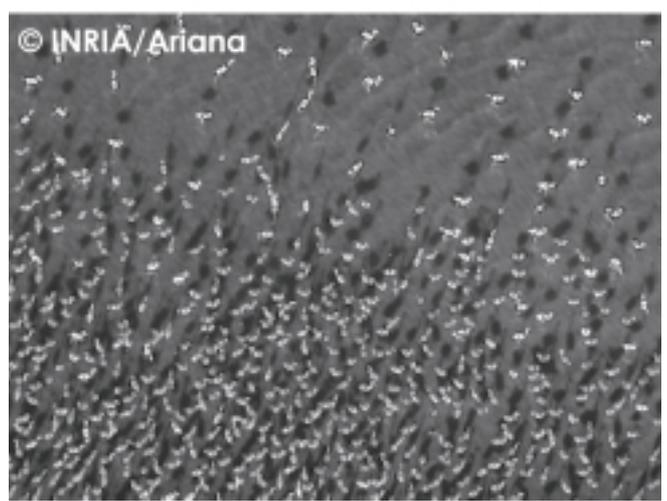
© Tour du Valat



© Joan Gil/PNDE



© INRIA/Ariana



© INRIA/Ariana

Figure 6. Haut : image initiale ; Bas : extrait du résultat.

Figure 7. Haut : image initiale ; Bas : extrait du résultat.

## 5.2. Comparaison avec d'autres types de détection

Notre détection de flamants roses est certes rapide en terme d'exécution : allant de quelques dizaines de secondes à plusieurs dizaines de minutes pour de grandes 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 que nous avons proposée avec deux autres types de détection que l'on peut qualifier de plus simple et plus rapide.

La première correspond à une détection de type « template matching » [7] se fondant exclusivement sur le contraste formé entre un disque et sa couronne : pour cela, nous calculons la distance définie plus haut 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 les valeurs de cette distance donne la détection « template », représentée par des points.

La seconde détection fait intervenir la morphologie mathématique par l'intermédiaire d'une segmentation par ligne de parta-

ge des eaux (LPE ou Watershed) fondée sur des marqueurs [13]. 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 8. Trois images sont testées, avec des difficultés croissantes. Pour l'image la plus simple, l'approche par « template matching » donne de bons résultats, mais un phénomène de sur-détection apparaît lorsque plusieurs flamants sont trop proches, du fait de l'absence d'*a priori*. L'approche par ligne de partage des eaux est, quant à elle, très performante, tout comme l'approche proposée dans cet article. Pour l'image suivante, l'approche par ligne de partage des eaux à des difficultés pour dissocier individuellement chaque flamant du fait du faible contraste. L'approche par « template matching » est plus robuste mais présente certaines sur-détections. Enfin, l'image la plus difficile confirme les difficultés de l'approche par ligne de partage des deux, qui échoue totalement. La sur-détection, due aux amas, de l'approche par « template matching » est très importante, alors que notre approche reste robuste.

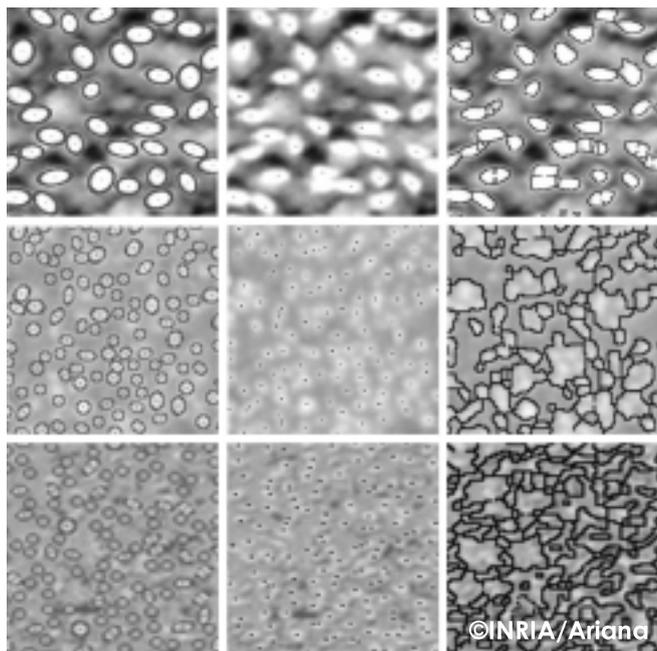


Figure 8. Détection automatique (gauche), détection template (milieu), détection Watershed (droite).

### 5.3. Evaluation quantitative

Pour quantifier nos résultats, nous avons choisi aléatoirement des échantillons d'images à partir des clichés Fang'02, Fang'05, Tuz'04, Tuz'06 et Kiaone'05 (voir figure9). Ces clichés offrent diverses difficultés pour la détection. À partir de cet échantillonnage, six personnes de la station écologique de la Tour du Valat ont effectué séparément le comptage des flamants. Parmi

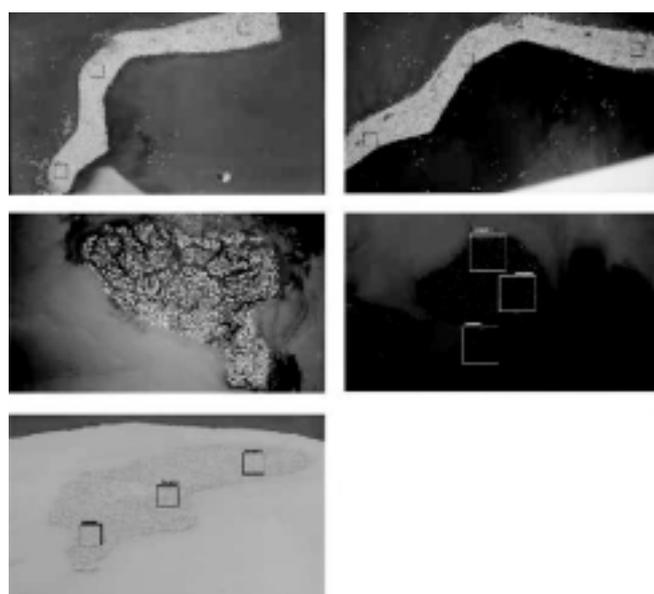


Figure 9. Fenêtres d'échantillonnage, de haut en bas et de droite à gauche, sur : Fang'02, Fang'05, Tuz'04, Tuz'05, Kiaone'05.

ces six personnes, nous avons cinq personnes que l'on peut considérer comme novices du comptage et un expert en matière de comptage de flamants roses.

La référence utilisée est le décompte de l'expert. Dans tous les cas, notre résultat est plus proche de l'expert que celui obtenu par les compteurs novices. L'erreur effectuée par ces novices nous a cependant permis de classer les échantillons en trois classes, correspondant à trois niveaux de difficulté : facile, intermédiaire, difficile.

Le tableau 1 résume les résultats obtenus en termes de taux de bonne détection et de fausses alarmes. Pour l'étude de la dynamique de la population, une erreur de l'ordre de 5 % est tout à fait acceptable. Les résultats obtenus sont donc compatibles avec ce critère. Il sera néanmoins souhaitable de diminuer le nombre de fausses alarmes dans les cas les plus difficiles, en utilisant par exemple des clichés mieux résolus.

Tableau 1. Taux de bonne détection (B.D.) et fausses alarmes (F.A.) sur différents échantillons.

Image	Difficulté	B.D.	F.A.
<b>Fangassier 02</b>			
Extrait 1	Difficile	93%	7%
Extrait 2	Intermédiaire	98%	3%
Extrait 3	Facile	97%	2%
<b>Fangassier 05</b>			
Extrait 1	Intermédiaire	98%	9%
Extrait 2	Intermédiaire	97%	8%
Extrait 3	Intermédiaire	97%	16%
<b>Kione 05</b>			
Extrait 1	Difficile	95%	12%
Extrait 2	Difficile	93%	12%
Extrait 3	Difficile	87%	15%
<b>Lac de Tuz 04</b>			
Extrait 1	Facile	98%	4%
Extrait 2	Facile	100%	0%
Extrait 3	Facile	92%	0%
<b>Lac de Tuz 06</b>			
Extrait 1	Facile	100%	1%
Extrait 2	Intermédiaire	99%	2%
Extrait 3	Intermédiaire	99%	0%

#### 5.4. Limites de la détection automatique

La détection automatique que nous avons proposée ne permet pas de tout détecter. Dans certains cas complexes où les individus à détecter ressemblent néanmoins bien à des ellipses, nous obtenons un résultat de mauvaise qualité. Un exemple est fourni sur la figure 10. 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.

## 6. Conclusion

Nous avons proposé 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 est fondé sur une nouvelle dynamique de Naissances et Morts multiples, convergeant vers le 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. Cette technique s'avère précise et automatique, ne nécessitant aucune intervention de la part d'un opérateur, les paramètres étant fixés une fois pour toute. Enfin, un des principaux avantages, est le gain de temps pour effectuer une détection de flamants roses au sein de populations denses. Cette technique est d'ailleurs utilisée actuellement de manière systématique par les écologues de la Tour du Valat.

Les travaux futurs vont consister à généraliser l'approche à d'autres types de populations. Un second axe de recherche majeur consiste à développer des méthodes d'estimation des paramètres, afin d'éviter ou de simplifier l'étape de calibration.

## Références

- 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.
- BÉCHET A., REED A., PLANTE N., GIROUX J. F., GAUTHIER G., Estimating the size of the greater snow goose population, *Journal of Wildlife Management*, 68(3): pages 639-649, 2004.
- DESCOMBES X., MINLOS R., ZHIZHINA E., Object Extraction Using a Stochastic Birth and Death Dynamics in Continuum, *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 33: pages 347-359, 2009.
- GREEN P.J., Reversible jump Markov chain Monte Carlo computation and Bayesian model determination, *Biometrika* 82, pages 711-732, 1995.
- JOHNSON A.R., CÉZILLY F., *The Greater Flamingo*, T & AD Poyser, 2007.
- 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.
- LARSEN M., Individual tree top position estimation by template voting, In *Proc. of the Fourth International Airborne Remote Sensing Conference and Exhibition/21<sup>st</sup> Canadian Symposium on Remote Sensing*, Ottawa, Ontario, vol. 2, pages 83-90, 1999.
- VAN LIESHOUT M.C., *Markov Point Processes and Their Applications*, Imperial College, 2000.
- ORTNER M., DESCOMBES X., ZERUBIA J., A marked point process of rectangles and segments for automatic analysis of Digital Elevation Models, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 30(1): pages 105-119, 2008.
- PERRIN G., DESCOMBES X., ZERUBIA J., A Marked Point Process Model for Tree Crown Extraction in Plantations, In *Proceedings of International Conference on Image Processing*, Genoa, 2005.
- PRESTON C. J., Spatial birth-and-death processes, *Bull. Internat. Statist. Inst.*, Vol. 46, No. 2, pp. 371-391, 1977.
- RUE H., HURN M., Bayesian object identification, *Biometrika*, 86(3): pages 649-660, 1999.
- SOILLE J.P., *Morphological Image Analysis*, Springer, Berlin, 2003.
- STOYAN D., KENDALL W.S., MECKE J., *Stochastic Geometry and its Applications*, Wiley, 1995.

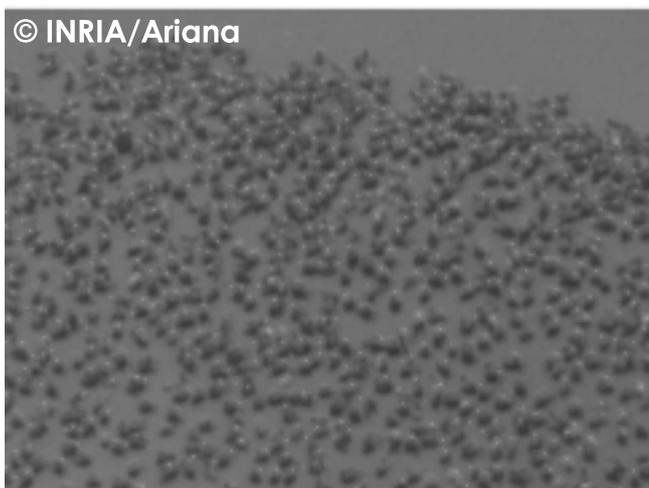


Figure 10. Crèche de Turquie, photographiée en 2007.



Stig **Descamps**

Stig Descamps est diplômé de l'Ecole Polytech'Nice-Sophia Antipolis en 2007. Il a obtenu un master recherche en Image et Géométrie pour la Modélisation du Vivant (SupTélécom Paris et Université de Nice Sophia Antipolis) en 2007 et un master Mathématiques Financières et Informatique pour la Finance (Université de Nice Sophia Antipolis) en 2008. Il est actuellement ingénieur financier en produits structurés à la Société Générale.



Arnaud **Béchet**

Arnaud Béchet est chercheur à la Tour du Valat, un centre de recherche pour l'étude et la conservation des zones humides méditerranéennes. Il s'intéresse à la dynamique des populations d'oiseaux, en particulier aux stratégies de reproduction, de dispersion et de migration à partir de l'étude d'une espèce modèle, le Flamant rose.



Xavier **Descombes**

Xavier Descombes a successivement obtenu le diplôme de SupTélécom Paris en 1989, le DEA de Mathématiques Pures de Paris VI en 1990, un doctorat en Traitement des Images en 1993, et l'Habilitation à Diriger des Recherches en 2002. Il est actuellement Directeur de Recherche à l'INRIA Sophia Antipolis Méditerranée et enseigne à l'ISAE. Il a obtenu le Prix La Recherche 2008 dans la catégorie Santé Humaine. Son domaine de recherche concerne la modélisation stochastique pour l'analyse d'images, et plus particulièrement les processus ponctuels marqués.



Josiane **Zerubia**

Josiane Zerubia est chercheur permanent à l'INRIA depuis 1989. Elle est directrice de recherche depuis 1995, a été responsable du projet PASTIS (INRIA Sophia Antipolis) de 1995 à 1997 et est responsable du projet ARIANA (projet commun CNRS/INRIA/UNSA) depuis 1998. Elle est également professeur à SUPAERO (ISAE) depuis 1999.

Elle est « fellow » de l'IEEE, membre des comités techniques IEEE BISP et IEEE IMDSP. Elle est actuellement membre du comité éditorial de IJCV, de la revue de la SFPT, et de la série de monographies « Foundation and Trends in Signal Processing ». Elle est aussi éditrice associée du journal électronique « Earthzine ».

Son domaine d'intérêt est le traitement des images, en utilisant des modèles stochastiques ou variationnels. Elle travaille également sur l'estimation de paramètres et les techniques d'optimisation.