

Approches région et bayésienne pour la restauration d'images dégradées par la turbulence atmosphérique

E. BOURENNANE*,
C. BONDEAU*,
M. PAINDAVOINE*

Résumé

La turbulence atmosphérique perturbe l'observation à haute résolution. C'est un phénomène étudié depuis longtemps, en astronomie notamment. Le présent article porte sur le cas de l'observation d'un objet situé à environ vingt kilomètres, la propagation étant horizontale et près du sol, en infrarouge. Les images à longue pose sont restaurées avec des algorithmes classiques de déconvolution. Les résultats ne sont satisfaisants que pour une faible perturbation. Il est plus avantageux d'exploiter des images courte pose, car elles contiennent plus de hautes fréquences spatiales ; mais l'objet observé y fluctue aléatoirement. On travaille donc ici à partir d'une séquence de plusieurs dizaines d'images.

Deux approches sont proposées. L'une consiste à analyser statistiquement les régions de chaque image pour en extraire les plus représentatives et reconstituer ainsi l'objet réel. Les résultats sont alors très intéressants. La seconde est une approche frontière. Une analyse du problème, basée sur la méthode du maximum de vraisemblance appliquée aux descripteurs de Fourier de la forme, permet d'établir que le contour le plus probable est obtenu par la moyenne de la position de chaque point de contour au long de la séquence. Nous déterminons ce contour en appliquant un contour actif statistique de type région, appelé « snake », optimal au sens de la théorie statistique, que nous faisons évoluer avec l'objet au cours de la séquence.

Mots clés : Restauration image, Turbulence atmosphérique, Processus stochastique, Filtrage, Méthode statistique, Détection bord, Propagation troposphérique, Infrarouge, Segmentation image.

REGION AND BAYESIAN APPROACHES FOR THE RESTORATION OF IMAGES DEGRADED BY ATMOSPHERIC TURBULENCE

Abstract

Atmospheric turbulence perturbs high-resolution observation. This phenomenon has been studied since a long time, particularly in astronomy. We work here on

the observation of an object lying about twenty kilometer far from an infrared imaging system; the light propagates horizontally near the ground. Long-exposure images are restored by classical deconvolution algorithms. Results are satisfying only for a weak perturbation. It is better to work on short-exposure images since they retain more high-frequencies; but the observed object fluctuates randomly there, so we work on a sequence of a few tens images. Two approaches are proposed. The first one consists in a statistical analysis of each image region so as to grab the most representative of them and thus rebuild the real object. The results are here clearly better. The second one is based on frontiers. A maximum-likelihood based analysis of the Fourier descriptors of the shape shows that the optimal frontier is given by the mean position of each object edge point through the sequence. It is obtained with a region-based active contour (optimal snake, in a statistical sense) that evolves with the object through the sequence.

Key words: Image restoration, Atmospheric turbulence, Stochastic process, Filtering, Statistical method, Edge detection, Tropospheric propagation, Infrared Image segmentation.

Sommaire

- I. Introduction
 - II. Présentation du problème et techniques traditionnelles de restauration des images à courte pose
 - III. Approche région : recomposition d'image par analyse en sous-régions
 - IV. Approche frontière
 - V. Comparaison entre les deux méthodes
 - VI. Conclusions
- Bibliographie (21 réf.)

I. INTRODUCTION

La turbulence atmosphérique est un phénomène dont les effets gênants ont été constatés depuis long-

* Laboratoire LE2I, Université de Bourgogne, Aile des sciences de l'Ingénieur, B.P. 47870, 21078 Dijon Cedex, E-mail : ebourenn@u-bourgogne.fr

temps en astronomie. En effet, l'atmosphère est un milieu turbulent, et de ce fait, son indice de réfraction présente des fluctuations, plus ou moins importantes selon les conditions atmosphériques. En conséquence, la trajectoire des rayons lumineux qui s'y propagent s'en trouve perturbée, et la qualité des images obtenues peut être fortement dégradée.

En réponse à ce problème, diverses solutions ont été mises en œuvre. Certaines sont purement des techniques de traitement d'image ; ainsi, les techniques d'interférométrie de tavelures (« speckles »), à partir d'un ensemble d'images dégradées d'objets stellaires, sont capables de donner une image plus proche de la limite de diffraction des objets en question. On peut aussi citer la déconvolution par analyse de front d'onde qui, comme son nom l'indique, consiste à restaurer des images à partir des données enregistrées simultanément par un détecteur de front d'onde.

D'autres méthodes interviennent en amont de la capture d'image ; c'est le cas de l'optique active et de l'optique adaptative, où le système de réception (en l'occurrence, le miroir primaire du télescope, ou un miroir supplémentaire) s'adapte en fonction de l'évolution des conditions atmosphériques : le miroir se déforme afin de corriger les perturbations que présente le front d'onde incident après son passage à travers les couches atmosphériques terrestres. Cette technique a été mise en service récemment au Chili, sur le VLT (Very Large Telescope) de l'organisation européenne ESO (European Southern Observatory). Bien que la longueur de propagation soit beaucoup plus réduite, la vision à quelques dizaines de kilomètres de distance en atmosphère terrestre pose le même problème. Ainsi, la tâche de reconnaissance d'une cible poursuivie dans ces conditions peut s'avérer très difficile.

Dans cet article, nous nous sommes plus particulièrement intéressés au cas de la propagation horizontale dans la couche inférieure de l'atmosphère, au-dessus de l'océan. La distance de propagation est de l'ordre de 15 à 20 kilomètres. La longueur d'onde à laquelle se font les prises de vues est située dans l'infrarouge (3-5 mm ou 8-12 mm). L'objet visualisé est relativement petit.

La deuxième partie de cet article présente le cadre de cette étude et rappelle quelques techniques traditionnelles de restauration d'image. La troisième partie de cet article expose une nouvelle technique de restauration d'images par une approche région à partir de séquences d'images dégradées en pose courte. Dans cette approche, l'image est découpée en sous-images et traitée de façon statistique. La quatrième partie concerne la restauration d'images par une approche frontière, dont le but est de réaliser un suivi de la position des points du contour, en utilisant soit une technique d'appariement de points, soit un contour de type région appelé « snake région ».

II. PRÉSENTATION DU PROBLÈME ET TECHNIQUES TRADITIONNELLES DE RESTAURATION DES IMAGES À COURTE POSE

II.1. Présentation du problème

La turbulence atmosphérique est un phénomène dont les effets gênants ont été constatés et étudiés depuis longtemps, tout particulièrement en astronomie. La théorie des cascades de Kolmogorov [1] décrit la structure et l'évolution de la turbulence. Elle a servi de base aux travaux de Tatarski [2] sur la propagation d'ondes lumineuses en milieu turbulent. Fried [3] a établi l'expression de la fonction de transfert de l'atmosphère en fonction du temps de pose, et a déterminé un paramètre permettant de caractériser la qualité de l'observation suivant l'état de la turbulence et la résolution du système optique employé. Une synthèse de ces travaux a été réalisée par F. Roddier [4].

Le but de notre étude est la restauration de la forme d'un objet volant à une distance de 15 km du système d'observation. L'image de l'objet est de taille 64x64 pixels. Dans le but de restaurer au mieux les contours de l'objet, nous avons choisi de travailler sur des images à courte pose. En pose courte, dans chaque image, on a certaines fréquences, jusqu'à la fréquence de coupure, qui restent présentes. Mais l'image à courte pose est une fonction aléatoire. Il est nécessaire de travailler à partir d'un grand nombre d'images à courte pose d'un même objet. C'est pourquoi la fréquence vidéo de la caméra a été choisie de 100 Hz : le temps d'exposition, de l'ordre de la milliseconde, est suffisamment faible pour qu'on ait de véritables courtes poses, mais l'intervalle entre deux poses (10 ms), est de l'ordre de la durée de vie de la turbulence, ce qui laisse à celle-ci le temps d'évoluer. Ainsi, l'objet présente divers aspects au cours de la séquence. Un traitement statistique des données s'impose alors pour reconstituer, par recoupement d'information, la forme réelle de l'objet.

II.2. Techniques traditionnelles de restauration des images à courte pose

En pose longue, les effets de la turbulence atmosphérique sur la propagation d'un rayon lumineux peuvent être prédits avec une assez bonne précision si l'on connaît les conditions atmosphériques lors de la prise de vues. En effet, les données météorologiques correspondantes permettent d'estimer la fonction de transfert

optique à longue pose, celle-ci étant déterministe. En pose courte, au contraire, la fonction de transfert est aléatoire. Pour la caractériser, on utilise des analyseurs de front d'onde. Ces analyseurs sont à la base de deux techniques distinctes de traitement d'image : la déconvolution par analyse de front d'onde et l'optique adaptative. Hormis l'utilisation d'un analyseur de front d'onde, il existe d'autres moyens de restaurer un objet dégradé par la turbulence, telles que l'interférométrie de tavelures.

II.2.1 Déconvolution par analyse de front d'onde

Pour effectuer une caractérisation instantanée de la fonction de transfert optique entre objet et plan focal, on utilise des analyseurs de front d'onde, dont l'un des plus connus est le détecteur de Hartmann-Shack. Ce détecteur comporte une mosaïque de micro-lentilles, sur laquelle on image le front d'onde à mesurer. Chaque micro-lentille focalise alors la lumière à une position qui est enregistrée sur une matrice de détecteurs. Lorsque le front d'onde étudié présente des aberrations, les pentes locales de celui-ci provoquent des décalages des taches focales. Les coordonnées de ces taches par rapport aux positions nominales sont alors directement reliées aux gradients de la phase [5]. On mesure donc les pentes locales de la surface d'onde incidente provenant d'une source ponctuelle de référence. On enregistre ainsi la distorsion de front d'onde pour chaque image courte pose. La fonction de transfert optique correspondante est donnée par l'auto-corrélation de ce front d'onde. Cette réponse impulsionnelle est ensuite utilisée avec l'ensemble des images courte pose pour obtenir une estimation de la distribution de l'intensité de l'objet par déconvolution [6]. Les résultats de cette déconvolution sont en général meilleurs que ceux que l'on peut obtenir à partir d'une image longue pose, celle-ci ayant conservé moins de hautes fréquences qu'une image courte pose [7].

II.2.2 Optique adaptative

L'optique adaptative est une technique de compensation de dégradation d'image en temps réel. Contrairement à la déconvolution par analyse de front d'onde, elle

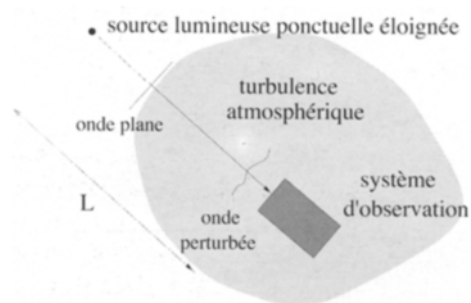


FIG. 1. — Propagation lumineuse à travers la turbulence.

Light propagation through turbulence.

intervient avant l'enregistrement de l'image : le front d'onde distordu passe à travers un système de compensation de front d'onde en temps réel, avant d'être finalement enregistré sur le plan image. C'est un miroir déformable qui compense les fluctuations de phase dues à la turbulence atmosphérique [8]. La mesure des perturbations de front d'onde par le détecteur requiert une source ponctuelle de référence [9].

II.2.3 Techniques de tavelures « speckle »

Les techniques de tavelures « speckle » permettent une restauration a posteriori par le calcul. Elles reposent sur la possibilité d'extraire l'information présente, bien que très atténuée, dans la structure speckle des images courte pose dégradées. Après avoir enregistré un grand nombre d'images distordues à court temps de pose, on applique un traitement d'image pour reconstruire une estimation de la distribution d'intensité de l'objet [10, 11, 12, 13].

III. APPROCHE RÉGION : RECOMPOSITION D'IMAGE PAR ANALYSE EN SOUS-RÉGIONS

L'utilisation d'un détecteur de front d'onde ayant été exclue pour une raison de coût, les méthodes de déconvolution par analyse de front d'onde ou d'optique adaptative ne sont pas envisageables ici. Les techniques d'interférométrie de tavelures, quant à elles, s'appliquent à des images isoplanétiques, ce qui est vrai des images astronomiques en général, mais qui ne correspond pas à notre cas. En fait, il est difficile ici de raisonner en termes de fonction de transfert, étant donné que la dégradation ne peut se modéliser par un simple produit de convolution. Une analyse statistique à partir d'une séquence d'images courte pose semble plus adaptée pour caractériser un objet étendu.

L'approche région consiste à spécifier les différentes zones de l'image pour en retirer les informations pertinentes à l'aide de critères appropriés.

III.1. Séquences étudiées

La figure 2 présente 8 séquences de 11 images dégradées, à partir desquelles les résultats présentés ci-après ont été obtenus. Les séquences sont affichées de gauche à droite et de haut en bas ; ensuite, on trouve 20 images supplémentaires, assez perturbées, que l'on utilise aussi en entrée dans le processus de reconstruction, pour éprouver la robustesse de celui-ci. Ces images sont obtenues par simulation. La méthode de simulation est détaillée dans la référence [14].

La distribution lumineuse $I(x,y)$ sur le plan image fluctue aléatoirement au cours de la séquence. L'image

est presque binaire et on constate en outre que l'intensité totale de l'image reste assez stable au cours des séquences (Fig. 2 et Fig. 3). On peut donc dire qu'en gros, l'objet est représenté par un nombre assez constant de pixels, de l'ordre de 280 pour les séquences choisies en exemple.

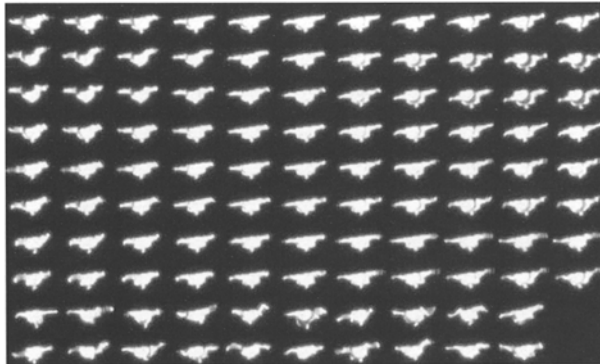


FIG. 2. — Images simulées utilisées en entrée du processus de reconstruction.

Simulated images used as input into the reconstruction process.

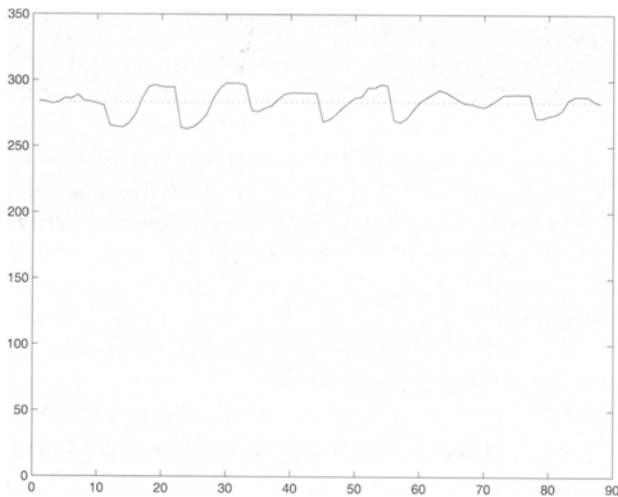


FIG. 3. — Intensité totale par image au cours des 8 séquences de 11 images ; moyenne ; 283, écart-type : 9.

Global intensity by image through 8 sequences of 11 images ; average: 283, standard deviation: 9.

On remarque également, sur certaines images, des atténuations de l'intensité par endroits.

Le problème le plus gênant tient cependant dans le mouvement et la déformation des parties caractéristiques de l'objet, le rendant impropre à une reconnaissance directe, qu'elle soit effectuée par un observateur, ou automatisée grâce à des algorithmes de reconnaissance de forme. Pour que cette reconnaissance soit possible, il

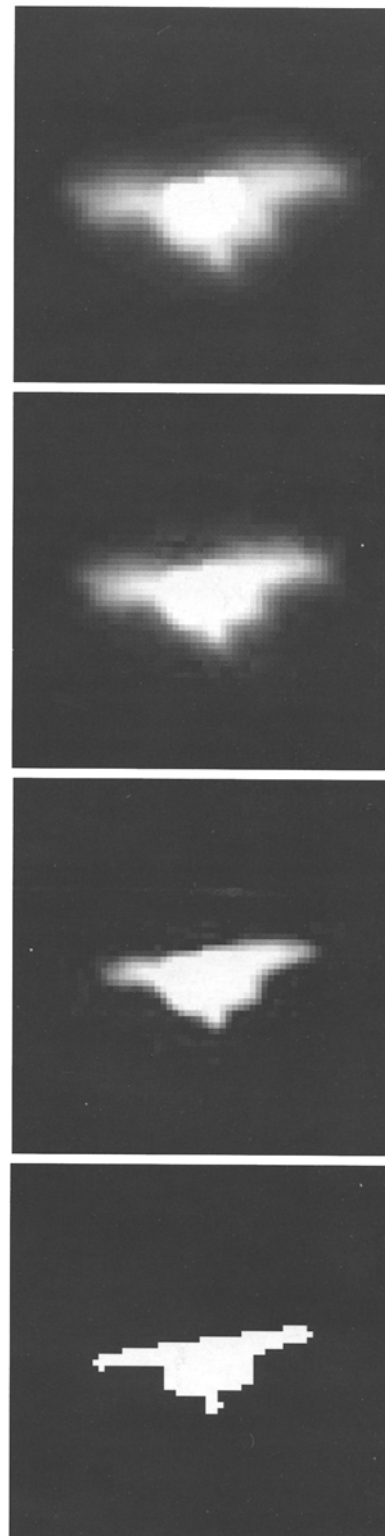


FIG. 4. — Comparaison entre la moyenne des images courte pose d'un objet et sa forme réelle. a) Moyenne des 8 séquences de 11 images de la Fig. 2 : $MSE = 27,4 \times 10^{-3}$. b) Image moyenne saturée : $MSE = 32,7 \times 10^{-3}$ c) Image moyenne saturée et seuillée : $MSE = 23,2 \times 10^{-3}$. d) Image originale.

Comparison between the average short-exposure image of an object and its real shape. a) Average of the 8 sequences of 11 images of Fig. 2: $MSE = 27.4 \times 10^{-3}$. b) Saturated average image: $MSE = 32.7 \times 10^{-3}$. c) Saturated and thresholded average image: $MSE = 23.2 \times 10^{-3}$. d) Original image.

est nécessaire de corriger les images reçues afin de restaurer la forme de l'objet, c'est-à-dire :

- faire apparaître les parties caractéristiques de l'objet (pour un avion : les ailes, la dérive...)
- redresser chacun de ces éléments (corriger les déformations éventuelles)
- restituer les proportions exactes des éléments les uns par rapport aux autres.

Les dégradations dues à la turbulence ayant des statistiques gaussiennes, il y a tout lieu de penser qu'en moyenne, la position et la forme des éléments caractéristiques de l'objet vont correspondre à leur position et à leur forme réelles. On peut vérifier ceci en effectuant la moyenne des images courte pose d'une séquence ; cela revient en fait à considérer une image en pose longue. On constate bien qu'on retrouve alors la forme réelle de l'objet, mais cette image est floue (Fig. 4 (a)). Même si on lui fait subir successivement une saturation (Fig. 4 (b)) puis un seuillage (Fig. 4 (c)), le résultat n'est pas satisfaisant si on le compare à l'image originale (Fig. 4 d)).

En effet, calculer la moyenne des images courte pose enregistrées revient à se rapprocher du cas de longue pose. Or, la fonction de transfert longue pose a une fréquence de coupure plus faible que celle associée à la courte pose. On voit bien que les contours des images courte pose sont beaucoup mieux définis que ceux de l'image moyenne. L'opération de moyennage élimine les détails de l'objet qui correspondent à une fréquence spatiale plus élevée que la fréquence de coupure de la fonction de transfert longue pose. L'intérêt de la courte pose est donc perdu.

Pour donner une mesure de la qualité des images $I(x, y)$ présentées, on a calculé l'erreur quadratique moyenne (Mean Square Error, MSE) de ces images par rapport à l'image originale $O(x, y)$, de taille $N \times N$ pixels :

$$(1) \quad \text{MSE} = \frac{1}{N^2} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N |I(x, y) - O(x, y)|^2$$

où x et y sont les coordonnées des pixels de l'image. Cette valeur est d'autant plus faible que $I(x, y)$ ressemble à $O(x, y)$. Cependant, elle peut être élevée en présence de bruit.

On observe sur la figure 2 que chacun des détails de l'objet apparaît tantôt déplacé ou déformé, tantôt à peu près correct (bonne position et bonne taille). Le but des traitements qui suivent est de sélectionner les meilleures parties des différentes images dont on dispose. Les parties d'image retenues seront en nombre limité afin de préserver les hautes fréquences contenues dans les images courte pose.

III.2. Sélection initiale des meilleures images

Soit une séquence formée de K images $I_k (k = 1, \dots, K)$. On opère une présélection des meilleures images en les

comparant « globalement » à l'image moyenne. On sélectionne ainsi un sous-ensemble d'images $\{I_1, I_2, \dots, I_m, \dots, I_{M_{sel}}\}$ qui minimise l'écart :

$$(2) \quad I_m = \arg \min_k |I_k - \bar{I}|$$

où \bar{I} représente l'image moyenne sur l'ensemble des images de la séquence :

$$(3) \quad \bar{I} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K I_k$$

M_{sel} représente le nombre d'images ainsi sélectionnées. La sélection des meilleures images parmi un grand nombre d'images courte pose est d'ailleurs souvent employée, par d'autres techniques [15]. On peut constater sur la figure 5 que les images sélectionnées sont bien celles qui sont les moins dégradées.

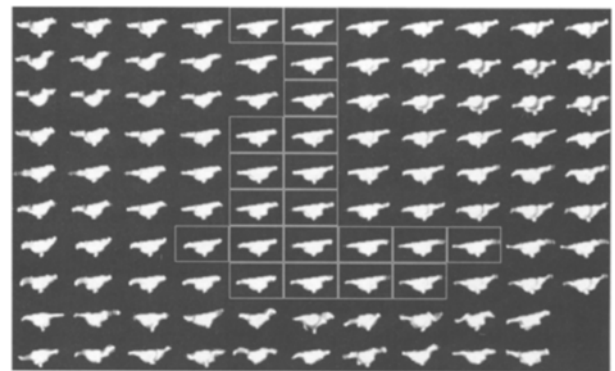


FIG. 5. — Images présélectionnées, critère de forme (20 images retenues sur les 108 images initiales).

Preselected images, shape criterion (20 selected images among the 108 initial images).

III.3. Critère intensité locale

Nous avons vu que la principale dégradation tient à la déformation des éléments de l'objet, c'est-à-dire au déplacement en bloc de groupes de pixels par rapport à leur position d'origine. Par conséquent, nous avons cherché un critère traduisant une information liée à la localisation de l'intensité (donc des pixels). Cette localisation peut être obtenue en divisant chaque image $I_m (m = 1, \dots, M_{sel})$ de la séquence en L sous-images $I_m(l = 1, \dots, L)$; M_{sel} est le nombre d'images sélectionnées de la séquence et L le nombre de sous-régions dans chaque image (Fig. 6). La taille de chaque sous-image dépend des détails à reconnaître dans l'image.

Pour les images présentées dans les exemples qui suivent, nous avons choisi des sous-images de taille 8×8 pixels.

Un groupe de pixels représentant un détail de l'objet (par exemple, l'extrémité d'une aile) fluctue en position et en orientation durant l'enregistrement de la séquence. En moyenne, la position de son centre de gravité

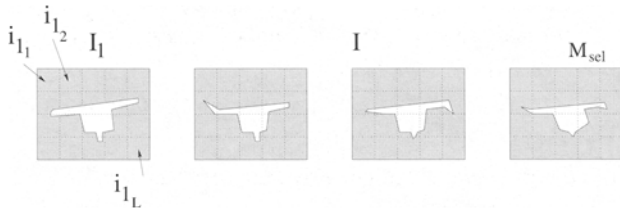


FIG. 6. — Décomposition des images en sous-images.
Images spared into subimages.

devrait correspondre à sa position réelle. Une étude de la fréquence d'apparition d'un groupe de pixels donnés, au cours de la séquence, dans la sous-image se trouvant à une position m donnée, permet de dégager un « profil moyen » de cette sous-image. Chacune des sous-images $\{i_{1l}, i_{2l}, \dots, i_{ml}, \dots, i_{M_{sel}l}\}$ est ainsi caractérisée par son intensité totale I_{ml} (l'image étant quasi-binaire, d'intensité comprise entre 0 et 1, I_{ml} est liée au nombre de pixels appartenant à l'objet présents dans la sous-image) :

$$(4) \quad I_{ml} = \sum_{x,y} i_{ml}(x,y)$$

La moyenne de l'intensité totale pour les M_{sel} sous-images i_{ml} de la séquence, à la position l , est alors :

$$(5) \quad \bar{I}_l = \frac{1}{M_{sel}} \sum_m I_{ml}$$

Les meilleures sous-images, c'est-à-dire les plus proches de la forme réelle, sont donc caractérisées comme étant celles dont l'intensité totale I_{ml} est proche de \bar{I}_l .

Afin de garder le maximum de netteté au niveau des contours, on peut sélectionner une seule de ces sous-images, celle pour laquelle l'écart entre I_{ml} et \bar{I}_l est minimal :

$$(6) \quad i_k = \arg \min_{i_{kl}} |I_{kl} - \bar{I}_l|$$

Cependant, même après une présélection, comme celle opérée sur la figure 6, une légère dispersion des résultats subsiste, et l'image reconstruite à partir d'une seule sous-image par zone a tendance à présenter de petites discontinuités. On retient donc un faible nombre (5) de sous-images pour chaque zone de l'image à reconstruire, ce qui permet d'atténuer les effets de cette dispersion tout en préservant des contours assez nets. On constate sur la figure 8 que le résultat est très satisfaisant.

Par comparaison, la figure 7 présente des résultats obtenus sans présélection des meilleures images : en 7(a), on observe de sévères défauts dus à la dispersion des configurations pour chaque sous-image (une seule sous-image sélectionnée pour chaque zone) ; en 7(b), chaque zone est la moyenne de 5 sous-images, mais on voit que cela n'atténue pas suffisamment les défauts dus à la dispersion. Cela montre bien la nécessité d'une élimination préalable des images trop éloignées de la forme moyenne (cf. figure 6).

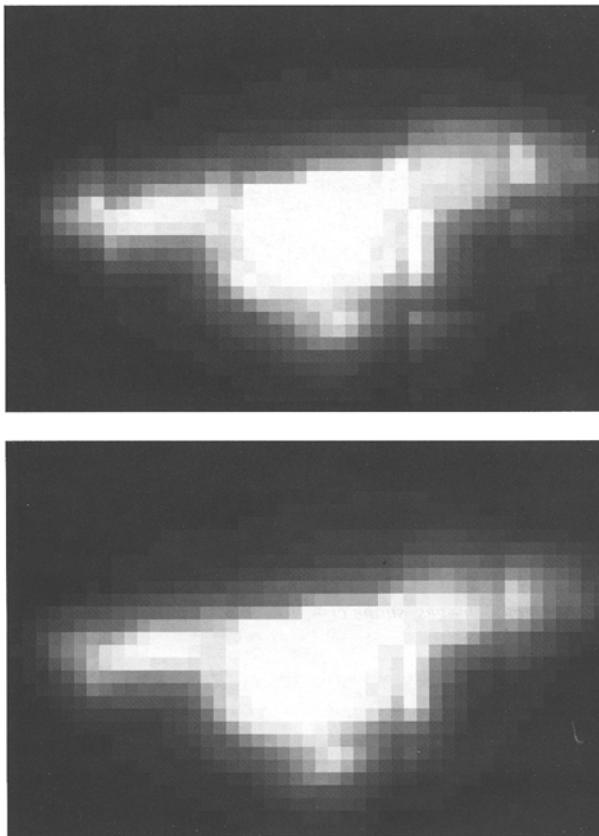


FIG. 7. — Images reconstruites, critère d'intensité, pas de présélection
a) Une seule sous-image sélectionnée à la fois :
MSE = $27,0 \times 10^{-3}$
b) Plusieurs sous-images sélectionnées :
MSE = $24,5 \times 10^{-3}$.
Rebuilt images, intensity criterion.
a) *Single subimage selected each time:*
MSE = $27,0 \times 10^{-3}$.
b) *Several selected:* MSE = $24,5 \times 10^{-3}$.

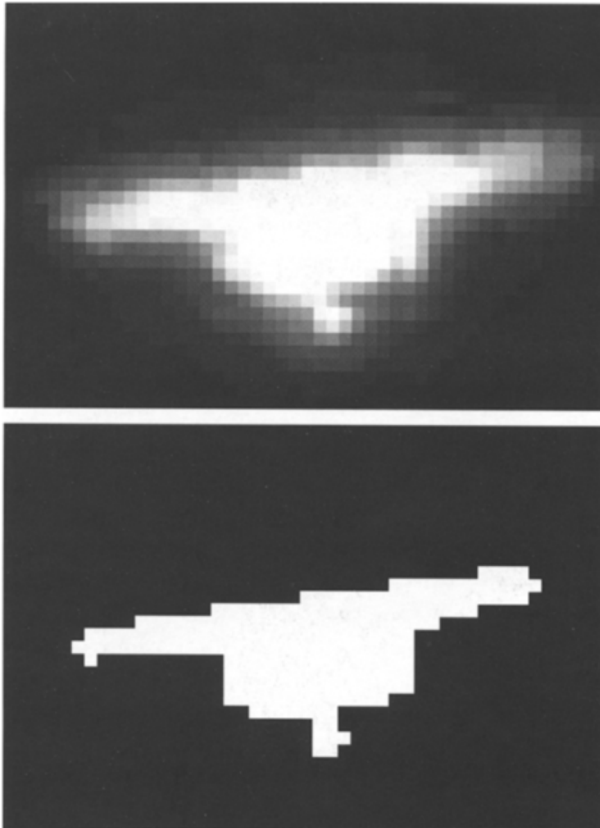


FIG. 8. — Image reconstruite, critère d'intensité, avec présélection d'image.
 (a) Reconstruction : $MSE = 21,2 \times 10^{-3}$
 b) Image originale.
Rebuilt images, intensity criterion.
 a) Reconstruction: $MSE = 21,2 \times 10^{-3}$.
 b) Original image.

IV. APPROCHE FRONTIÈRE

Comme les images enregistrées ont un temps de pose très court, l'objet filmé présente des contours nets mais qui fluctuent au cours du temps. Il semble donc intéressant de suivre cette fluctuation tout au long d'une séquence pour appairer les points analogues et étudier les variations de leur position. L'approche frontière consiste à analyser statistiquement la position des points du contour de l'objet puis à estimer sa forme réelle par des techniques d'appariement point à point de ces contours.

L'objet filmé est une forme simplement connexe, dont le contour peut être décrit par l'ensemble des points de coordonnées cartésiennes :

$$(7) \quad C(s) = \begin{pmatrix} x(s) \\ y(s) \end{pmatrix}; s \in [1, N]$$

s étant la coordonnée curviligne du contour, échantillonnée en N éléments (Fig. 9).

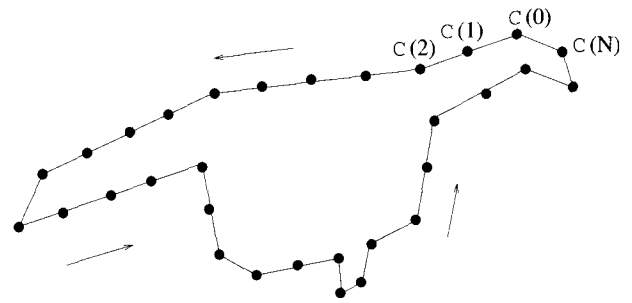


FIG. 9. — Contour discret de la forme étudiée.
Discrete contour of the studied shape.

On supposera que l'on dispose de K images $I_k (k = 1, \dots, K)$ et que l'on a extrait de chacune d'entre elles un contour $C_k(s)$ de l'objet :

$$(8) \quad C_k(s); s \in [1, N_k]$$

Dans un premier temps, on montre, par une approche bayésienne, que le contour de l'objet peut être estimé à partir de la moyenne de ses configurations, c'est-à-dire la moyenne des positions occupées successivement par chacun de ses points. Ensuite, nous exposons une technique d'appariement de contours qui permet d'obtenir cette succession de positions pour chacun des points du contour.

IV.1. Analyse bayésienne des contours

Pour cette partie, on adopte la notation classique des descripteurs de Fourier d'une forme :

$$z(s) = x(s) + i y(s)$$

où $i^2 = -1$. La norme du descripteur de Fourier est donnée par :

$$\|z(s)\|^2 = [x(s)]^2 + [y(s)]^2$$

La forme de l'objet étant fluctuante à cause des turbulences atmosphériques, pour l'enregistrement numéro $(k = 1, 2, \dots, K)$, on peut écrire :

$$(11) \quad \hat{z}_k(s) = z(s) + \delta z_k(s); s \in [1, N]$$

où le bruit sur la mesure $\delta z_k(s)$ est, par hypothèse, une variable aléatoire complexe stationnaire, gaussienne et centrée.

$$(12) \quad \delta z_k(s) = \delta x_k(s) + i \delta y_k(s)$$

$\delta x_k(s)$ et $\delta y_k(s)$ sont les déplacements aléatoires, suivant les directions x et y respectivement, subis par le point de coordonnée curviligne s. Ces déplacements sont dus aux

turbulences atmosphériques. Par la nature du phénomène, la loi des déplacements de ce point autour de sa vraie position suit une loi gaussienne centrée sur cette position. Les variations de position selon la direction x (ligne) sont indépendantes de celles suivant la direction y (colonne) et de variance $\sigma_{\hat{\delta}x_k}^2(s) = \sigma_{\hat{\delta}y_k}^2(s) = \sigma^2$; $\forall k$ et s .

$$(13) \quad p(\hat{\delta}z_k(s)) = p_x(\hat{\delta}x_k(s)) \cdot p_y(\hat{\delta}y_k(s)) \\ = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|(\hat{\delta}z_k(s))\|^2}{2\sigma^2}\right)$$

Dans (11), l'ensemble $\{\hat{z}_k(s) \ k = 1, \dots, K; s = 1, \dots, N\}$ représente les données effectivement mesurées (l'observation) au travers des K séquences, $z(s)$ les quantités pertinentes effectives que l'on cherche à estimer, c'est-à-dire les positions effectives des points du contour de l'objet. L'estimation au sens du maximum de vraisemblance consiste à choisir pour l'estimation $\hat{z}_k(s)$, $\hat{z}_{mv}(s)$ qui estime le mieux possible $z(s)$, c'est à dire qui rend maximale la fonction de vraisemblance totale $p(\hat{Z}/Z)$.

En supposant que le bruit sur la position du point de coordonnée curviligne s est indépendant du bruit sur les positions des autres points de contour, (bruit décorrélé entre chacun des points de mesure), la vraisemblance de la mesure k est le produit des probabilités de chacun des points, et peut donc s'écrire :

$$(14) \quad L_k = p[\hat{Z}_k/Z] = \\ \prod_{s=1}^N \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} \|\hat{z}_k(s) - z(s)\|^2\right]$$

La vraisemblance totale (calculée sur l'ensemble des K images de la séquence) est donc :

$$(15) \quad L = p[\hat{Z}/Z] \\ = \prod_{k=1}^K \prod_{s=1}^N \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} \|\hat{z}_k(s) - z(s)\|^2\right]$$

et la log-vraisemblance est donnée par :

$$(16) \quad \ell = \sum_{k=1}^K \sum_{s=1}^N \left[-\frac{1}{2\sigma^2} \|\hat{z}_k(s) - z(s)\|^2 - \log [2\pi\sigma] \right]$$

qu'on peut réécrire de la façon suivante :

$$(17) \quad \ell = \sum_{k=1}^K \sum_{s=1}^N \left[-\frac{1}{2\sigma^2} \left(|\hat{x}_k(s) - x(s)|^2 + |\hat{y}_k(s) - y(s)|^2 \right) - A \right]$$

où :

$$(18) \quad A = \log [2\pi\sigma]$$

et où $x(s)$ et $y(s)$ sont respectivement les parties réelle et imaginaire de $z(s)$.

On recherche la solution $\tilde{z}_{mv}(s)$ pour laquelle la probabilité $p(\hat{Z}/Z)$ est maximale, c'est-à-dire qui maximise la vraisemblance L . Or, maximiser L revient à maximiser la log-vraisemblance ℓ , par rapport au paramètre recherché $z(s)$, ou encore par rapport aux deux variables $x(s)$ et $y(s)$.

On cherche donc $\tilde{z}(s) = \tilde{x}(s) + i\tilde{y}(s)$ qui vérifie le couple d'équations suivant :

$$(19) \quad \left. \frac{\partial \ell}{\partial x(s)} \right|_{x(s)=\tilde{x}_{mv}(s)} = 0$$

$$(20) \quad \left. \frac{\partial \ell}{\partial y(s)} \right|_{y(s)=\tilde{y}_{mv}(s)} = 0$$

et l'on trouve comme solutions :

$$(21) \quad \tilde{x}_{mv}(s) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \hat{x}_k(s)$$

$$(22) \quad \tilde{y}_{mv}(s) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \hat{y}_k(s)$$

et par conséquent :

$$(23) \quad \tilde{z}_{mv}(s) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \hat{z}_k(s)$$

La forme optimale est donc la forme moyenne, obtenue par la moyenne des positions occupées par chaque point du contour tout au long de la séquence.

IV.2. Approche région

Une stratégie de segmentation par contour actif est basée sur une description statistique des régions de l'image intérieure et extérieure au snake [16]. Dans ce cadre, une méthode robuste d'optimisation de la forme du snake a été proposée [17].

Considérons l'image observée I , comprenant $N_x \times N_y$ pixels :

$$(24) \quad I = \{I(x, y) \mid (x, y) \in [1, N_x] \times [1, N_y]\}$$

Cette scène peut être décomposée en deux régions distinctes : d'une part, l'objet, comprenant N_o pixels, et d'autre part, le fond, constitué des $N_f = N_x \times N_y - N_o$ pixels restants. Les intensités des pixels de ces deux zones étant inconnues, on considère leurs valeurs comme des variables aléatoires indépendantes, caractérisées par leurs fonctions de densité de probabilité respectives p^{μ_o} et p^{μ_f} ; μ_o et μ_f sont les paramètres des fonctions densité de probabilité, *a priori* également inconnus (il s'agit par exemple, pour une distribution gaussienne, de la moyenne et de la variance).

Considérons maintenant une fonction binaire ω définie sur le support de l'image et représentant une fenêtre délimitée par un contour actif fermé, telle que $\omega(x, y) = 1$ à l'intérieur du snake et 0 ailleurs. Le but est de déformer le snake afin qu'il vienne épouser la forme de l'objet, ce qui revient à chercher la fonction ω qui représente une fenêtre de la forme de l'objet.

L'image est partitionnée en deux régions Ω_o et Ω_f par ω :

$$(25) \quad \Omega_o = \{(x, y) | \omega(x, y) = 1\}$$

$$(26) \quad \Omega_f = \{(x, y) | \omega(x, y) = 0\}$$

Le modèle de l'image s'écrit donc :

$$(27) \quad I(x, y) = o(x, y) \omega(x, y) + f(x, y)[1 - \omega(x, y)]$$

où les régions o et f sont ici une représentation respectivement de l'objet et du fond, et dont la frontière commune est définie par le snake.

On a ainsi un ensemble d'hypothèses H_ω qui consistent à fixer une forme ω pour l'objet, en assignant une position à chaque nœud du contour. Le choix optimal pour la segmentation de l'objet dans l'image est celui qui maximise la probabilité conditionnelle $P(H_\omega, \mu_o, \mu_f | I)$. Or, selon la loi de Bayes, et si $P(H_\omega)$ est constant, maximiser cette probabilité revient à maximiser la vraisemblance de l'hypothèse, $P(I | H_\omega, \mu_o, \mu_f)$, donnée par :

$$(28) \quad P(I | H_\omega, \mu_o, \mu_f) = P(\chi_o | \mu_o) P(\chi_f | \mu_f) = \prod_{(x, y) \in \Omega_o} p^{\mu_o} [I(x, y)] \prod_{(x, y) \in \Omega_f} p^{\mu_f} [I(x, y)]$$

avec χ_o et χ_f l'ensemble des valeurs des intensités des pixels des régions Ω_o et Ω_f :

$$(29) \quad \chi_o = \{I(x, y) | (x, y) \in \Omega_o\}$$

$$(30) \quad \chi_f = \{I(x, y) | (x, y) \in \Omega_f\}$$

Pour des fonctions densité de probabilité appartenant à la famille des exponentielles, la fenêtre recherchée ω effectue la segmentation de l'objet au sens du maximum de vraisemblance lorsqu'elle minimise le critère J suivant :

$$(31) \quad J(I, \omega) = -N_o(\omega) H(\hat{\Theta}_o) - N_f(\omega) H(\hat{\Theta}_f) + K$$

où $H(\vartheta)$ et $\hat{\Theta}_u$ dépendent du modèle choisi pour décrire les distributions aléatoires [18, 19, 20], K est un terme indépendant de ω , $N_o(\omega)$ et $N_f(\omega)$ sont le nombre de pixels respectif de Ω_o et Ω_f . Dans le cas de la loi de Bernouilli (convenable pour les images binaires) [20] :

$$(32) \quad H(\vartheta) = \vartheta \log(\vartheta) + (1 - \vartheta) \log(1 - \vartheta)$$

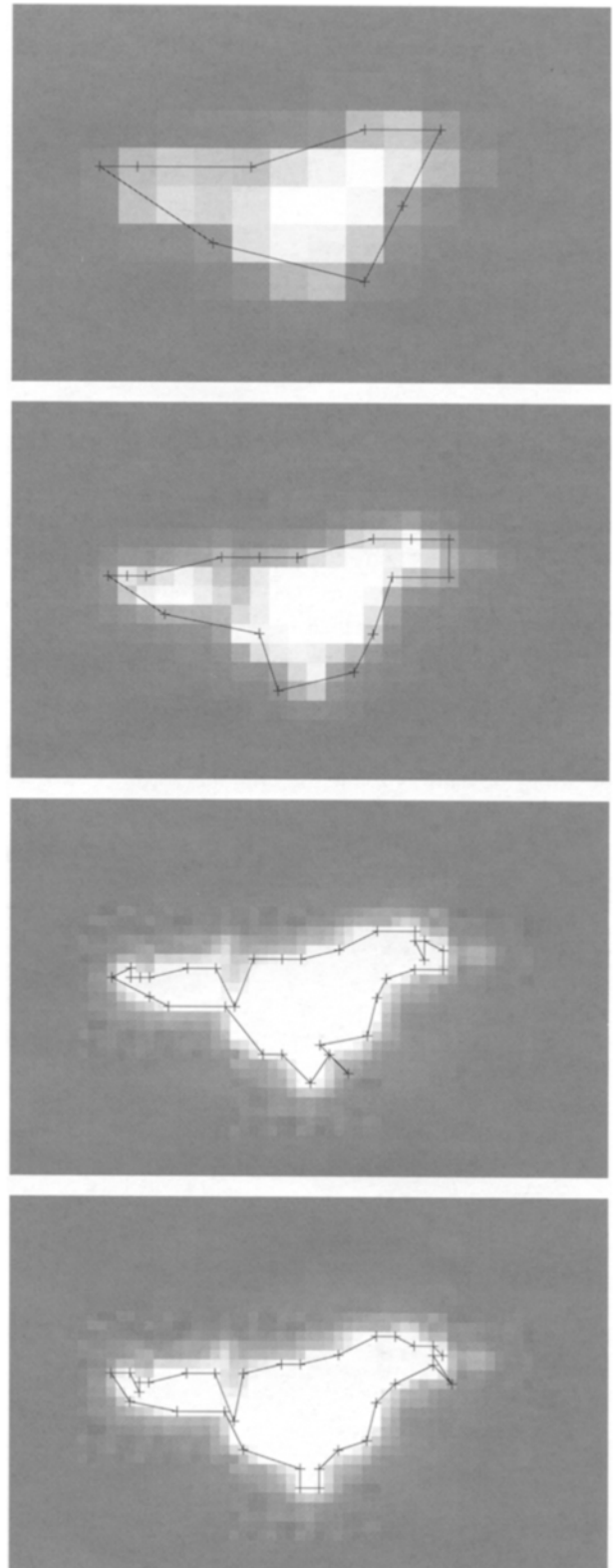


FIG. 10. — Segmentation multirésolution par snake région; (c) et (d) : exemples de contours présentant des artefacts après convergence.

(a) 8 nœuds ($\zeta_2 = 1/4$) (b) 16 nœuds ($\zeta_2 = 1/2$)
(c) 32 nœuds ($\zeta_0 = 1$) (d) 32 nœuds ($\zeta_0 = 1$).

Region snake-based multiscale segmentation; (c) and (d): examples of contours presenting some defaults. after convergence.
(a) 8 nodes ($\zeta_2 = 1/4$) (b) 16 nodes ($\zeta_2 = 1/2$)
(c) 32 nodes ($\zeta_0 = 1$) (d) 32 nodes ($\zeta_0 = 1$).

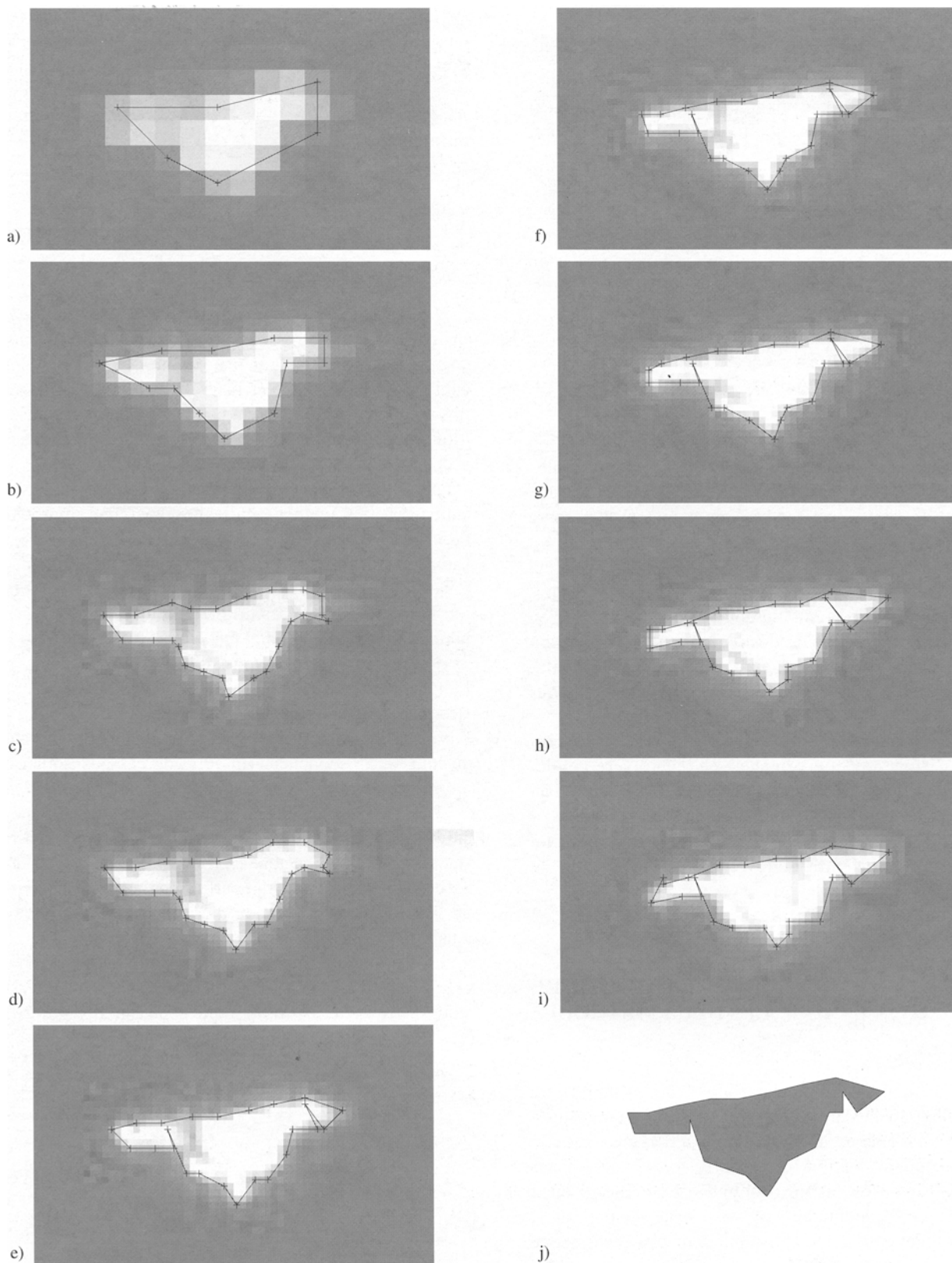


FIG. 11. — (a), (b), (c) : convergence du snake initial sur la première image – (d) à (i) : suivi de l'évolution du contour par le snake sur quelques images – (j) : contour moyen sur les 7 images

(a) Image 1 : 6 nœuds ($\zeta_2 = 1/4$) (b) Image 1 : 12 nœuds ($\zeta_2 = 1/2$) (c) Image 1 : 24 nœuds ($\zeta_0 = 1$)
 (d) Image 2 (e) Image 3 (f) Image 4 (g) Image 5 (h) Image 6 (i) Image 7 (j) Image résultat

(a), (b), (c): initial convergence of the snake on the first image – from (d) to (i): contour evolution on a few images – (j): average contour from the 7 images

(a) Image 1 : 6 nodes ($\zeta_2 = 1/4$) (b) Image 1 : 12 nodes ($\zeta_2 = 1/2$) (c) Image 1 : 24 nodes ($\zeta_0 = 1$)
 (d) Image 2 (e) Image 3 (f) Image 4 (g) Image 5 (h) Image 6 (i) Image 7 (j) Result.

et

$$(33) \quad \Theta_u = \frac{1}{N_\mu(\omega)} \sum_{(x,y) \in \Omega_\mu} I(x,y)$$

Le critère J est équivalent à une énergie agissant sur le snake, car sa minimisation force le contour à entourer l'objet.

La segmentation s'effectue par le biais d'un algorithme itératif stochastique [17] :

1. on choisit aléatoirement un nœud du snake, ainsi que la direction et l'amplitude selon lesquelles on va le faire se déplacer (l'amplitude restant toutefois inférieure à un maximum fixé au préalable);
2. on calcule $J(s, \omega)$ pour cette nouvelle position;
3. la déformation est acceptée si J décroît, et rejetée dans le cas contraire.

L'itération s'arrête quand J cesse de décroître.

Pour plus de robustesse, vis-à-vis de l'initialisation en particulier, on peut effectuer une segmentation multi-résolution. Le snake initial comporte peu de points; une fois la segmentation effectuée, on augmente le nombre de points et l'on procède à une nouvelle itération. La convergence peut se faire ainsi en quelques étapes jusqu'à ce que l'on parvienne à la résolution désirée [21].

Le nombre de points du contour actif est choisi en fonction de la résolution désirée pour la segmentation finale. Dans les exemples présentés, la distance entre nœuds se situe aux alentours de 3, ce qui convient pour bien segmenter les détails les plus fins (Fig. 10).

On voit sur les figures 10 et 11 que le contour présente parfois de petits artefacts, ce qui s'avère rapidement gênant lorsqu'on essaie de suivre son évolution au cours de la séquence. Une amélioration possible consisterait à interdire ce genre de défauts en imposant un angle minimum entre deux segments consécutifs du contour.

V. COMPARAISON ENTRE LES DEUX MÉTHODES

La méthode par approche frontière donne un résultat ici moins satisfaisant que la méthode par recombinaison d'image par analyse en sous-régions. Pourtant, c'est une méthode qui est a priori bien adaptée à nos images, puisqu'elle est basée sur un découpage de celles-ci en 2 régions et 2 seulement; or, nos images sont quasi binaires. Par contre, le faible nombre de pixels par image fait que le moindre défaut de segmentation est rapidement préjudiciable au résultat. Sur des images de plus haute résolution, cet algorithme devrait probablement se montrer plus à son avantage. De plus, à notre sens, le manque de robustesse de l'algorithme, qui se traduit par des défauts sur le contour de l'objet, devrait être comblé en partie suite à l'application d'une contrainte supplémentaire sur la forme du contour, comme suggéré en fin de la section précédente.

La méthode par recombinaison d'image par analyse en sous-régions donne, au contraire, un résultat tout à fait acceptable ici. L'avantage de cette méthode, selon nous, est qu'elle est susceptible de s'appliquer également à des images en niveaux de gris, c'est-à-dire où l'on pourrait distinguer plus de 2 types de régions différentes.

VI. CONCLUSION

Les techniques couramment utilisées pour traiter les images courte pose ne sont pas adaptées pour notre cas, soit qu'elles nécessitent un matériel non envisagé dans le cahier des charges (détecteur de front d'onde), soit que nos images ne correspondent pas aux conditions requises (condition d'isoplanétisme dans le cas des techniques speckle).

Nous avons donc développé une technique d'analyse statistique des images courte pose par une approche région. La caractérisation des différentes zones de l'image au cours de la séquence conduit à la définition de critères portant sur l'intensité et la forme locales de l'objet. L'application de ces critères permet d'obtenir une bonne estimation de l'objet recherché.

Par ailleurs, nous avons abordé cette étude sous l'angle frontière. Une approche bayésienne montre que l'estimation du contour de l'objet peut être obtenue en faisant la moyenne des positions des points du contour au long de la séquence. Un suivi de ces positions est alors nécessaire pour calculer cette estimation.

Une technique a été mise en œuvre pour réaliser ce suivi : nous avons choisi d'utiliser des contours actifs statistiques de type région. La convergence de ces snakes est correcte mais il apparaît parfois des artefacts au cours de la séquence qui viennent perturber le résultat. Une amélioration possible pour éviter ces erreurs consisterait à poser des contraintes sur la forme du snake, comme cela se fait pour le calcul de l'énergie des snakes classiques avec les termes d'élasticité et de rigidité.

Manuscrit reçu le 20 octobre 2000

Accepté le 6 mars 2001

RÉFÉRENCES

- [1] KOLMOGOROV (A.N.), The local structure of turbulence in incompressible viscous fluid for very large Reynolds numbers, *Doklady Akad. Nauk. SSSR*, **30** : 301, 1941.
- [2] TATARSKI (V.I.), Wave Propagation in a turbulent medium. *McGraw-Hill*, New-York, 1961.
- [3] FRIED (D.L.), Optical resolution through a randomly inhomogeneous medium for very long and very short exposures. *Journal of the Optical Society of America*, **56**(10) : 1372-1379, 1966.
- [4] RODDIER (F.), Progress in optics XIX, chapter V : *The effects of atmospheric turbulence in optical astronomy*. pp. 281-376. E. Wolf, North-Holland publishing Company, Amsterdam, 1981.

- [5] PRIMOT (J.), Application des techniques d'analyse de surface d'onde à la restauration d'images dégradées par la turbulence atmosphérique, *PhD thesis*, ONERA, Univ. Paris-Sud, Orsay, 1989.
- [6] FREISCHLAD (K.), KOLIPOULOS (Ch), Wavefront reconstruction from noisy slope or difference data using the Discrete Fourier Transform. *Proceedings of SPIE*, 551 : pp. 74-80, 1985.
- [7] WELSH (B.M.), ROGGEMANN (M.C.), Signal-to-noise comparison of deconvolution from wave front sensing with traditional linear and speckle image reconstruction. *Proceedings of SPIE*, 2302 : pp. 281-292, 1994.
- [8] KERN (P.), Optique adaptative et grands télescopes. *PhD thesis*, Univ. Paris VII, 1990.
- [9] SÉCHAUD (M.), HUBIN (N.), BRISON (L.), JALIN (R.), FOY (R.), TALLON (M.), Laser backscattered reference star for atmospheric wavefront disturbances measurement, In M.-H. Ulrich editor, *Proceedings of ESO Conference on Very Large Telescopes and Their Instrumentation*, **30**, pp. 705-714, E.S.O., Garching bei München, Allemagne, 1988.
- [10] LABEYRIE (A.), High resolution techniques in optical astronomy. *Progress in Optics*, 14 : pp. 49, 1976.
- [11] KORFF (D.), Analysis of a method for obtaining near-diffraction-limited information in the presence of atmospheric turbulence. *Journal of the Optical Society of America*, **63**(8) : pp. 971-980, 1973.
- [12] KNOX (J.T.), THOMPSON (B.J.), Recovery of images from atmospherically degraded short exposure photographs. *J. Astron.*, **193** : L45-L48, 1974.
- [13] BATES (R.H.T.), CADY (F.M.), Towards true imaging by wide-band speckle interferometry. *Optics Communications*, **32**(3) : pp. 365-369, 1980.
- [14] BONDEAU (C.), BOURENNANE (E.), PAINDAVOINE (M.), A principal component analysis based method for the simulation of turbulence-degraded infrared image sequence. *Annales des télécommunications*, **54**, n° 5-6, pp. 324-330, 1999.
- [15] BEAUMONT (H.), Caractérisation de la turbulence atmosphérique et procédure d'amélioration des images pour des observations horizontales au-dessus de la mer, *PhD thesis*, Univ. Nice-Sophia Antipolis, 1996.
- [16] RONFARD (R.), Region-based strategies for active contour models, *International Journal of Computer Vision*, 2 : pp. 229-251, 1994.
- [17] GERMAIN (O.), RÉFRÉGIER (Ph.), Optimal snake-based segmentation of a random luminance target on a spatially disjoint background, *Optics Letters*, **21** (22) : pp. 1845-1847, 1996.
- [18] RÉFRÉGIER (Ph.), GERMAIN (O.), GAIDON (Th.), Optimal snake segmentation of target and background with independent Gamma density probabilities, application to speckled and preprocessed images. *Optics Communications*, **137** : pp. 382-388, 1997.
- [19] RÉFRÉGIER (Ph.), GERMAIN (O.), CHESNAUD (Ch.), GAIDON (Th.). Segmentation par contour actif probabiliste. *Actes du 16e Colloque GRETSI sur le Traitement du Signal et des Images*, pp. 1459-1462, Grenoble (France), 15-19 septembre 1997.
- [20] CHESNAUD (Ch.), RÉFRÉGIER (Ph.). Optimal snake region based segmentation for different physical noise model and fast algorithm implementation. In *PSIP'99 (Physics in Signal and Image Processing)*, pp. 3-11, Paris, 18-19 janvier 1999.
- [21] CHESNAUD (Ch.), PAGÉ (V.), RÉFRÉGIER (Ph.). Robustness improvement of the statistically independent region snake-based segmentation method. *Optics Letters*, **23** : pp. 488-490, 1998.

BIOGRAPHIES

El-Bay Bourennane a obtenu le diplôme de doctorat en automatique et traitement d'image de l'Université de Bourgogne en 1994 au laboratoire LE2I. Il est actuellement maître de conférences à l'Université de Bourgogne. Sa thématique de recherche principale est le traitement d'image en temps réel.

Christine Bondeau a obtenu le diplôme de doctorat en automatique et traitement d'images de l'Université de Bourgogne en 1999. Elle est actuellement maître de conférences à l'Institut Universitaire de Technologie de Dijon à l'Université de Bourgogne. Son domaine de recherche est le traitement d'image.

Michel Paindavoine a obtenu le diplôme de doctorat en électronique et traitement de signal de l'Université de Montpellier en 1982. Il est actuellement Professeur des universités à l'Université de Bourgogne et directeur du laboratoire LE2I. Ses travaux de recherche concernent actuellement le traitement d'image en temps réel.