

Estimation des paramètres instrumentaux en imagerie satellitaire et aérienne

André JALOBEANU, Laure BLANC-FÉRAUD, Josiane ZERUBIA

Ariana - Projet commun CNRS/INRIA/UNSA - INRIA, BP 93, 06902 Sophia Antipolis Cedex
mail : prenom.nom@inria.fr

Résumé — Nous proposons dans cet article une nouvelle méthode permettant d'estimer les paramètres du bruit du capteur et de la réponse impulsionnelle du système optique, à partir d'une image satellitaire ou aérienne floue et bruitée. La fonction de flou est paramétrée, et modélisée en tenant compte de la physique du capteur ; la scène naturelle est décrite par un modèle fractal. L'estimation est effectuée de manière automatique par maximisation de la vraisemblance jointe, au moyen d'un algorithme déterministe.

Abstract — In this paper, a new method is proposed, enabling us to estimate the parameters of the noise of the sensor and the impulse response of the optical system, from a blurred and noisy satellite or aerial image. The blurring kernel is parametrized, and modeled taking into account the physics of the sensor; the natural scene is described by a fractal model. The estimation is performed automatically, by maximizing the joint likelihood, which is achieved by a deterministic algorithm.

1 Introduction

Le but de cet article est de présenter une nouvelle méthode d'estimation du bruit et de la fonction de flou en imagerie satellitaire ou aérienne. En effet, ces images sont dégradées par le système optique et par un bruit additif lié au capteur, lors de leur acquisition. Les paramètres instrumentaux peuvent évoluer au cours du temps ; il est alors nécessaire de pouvoir les estimer à partir des images transmises au sol, afin de pouvoir les corriger par déconvolution.

Bon nombre d'algorithmes échouent lors de cette estimation, nous renvoyons à [2, 7] pour un état de l'art.

Dans notre approche, le noyau de convolution est paramétré [6]. On tient généralement compte de l'optique du système imageur (défocalisation, diffraction, aberrations, intégration sur un pixel), du mouvement du satellite (filé) et de la diffusion des charges dans le capteur. Le bruit est supposé blanc, gaussien et stationnaire. Il s'agit d'estimer les paramètres du noyau ainsi que la variance du bruit.

2 Modèle d'observation

Le modèle d'observation est représenté par l'équation suivante :

$$Y_{ij} = (h \star S)_{i\Delta, j\Delta} + N \quad (1)$$

où S est la scène réelle continue, $(h \star S)$ désigne le produit de convolution de S par la réponse impulsionnelle continue h . Le noyau h est positif, normalisé, et supposé symétrique par rapport aux axes x et y . Y est l'image observée, discrète (matrice de $N_x \times N_y$ pixels), obtenue par échantillonnage du produit de convolution $(h \star S)$ sur une grille carrée de pas Δ . Lors de l'échantillonnage, on suppose que la propriété de Shannon est respectée (il n'y

a pas de repliement spectral). N est un bruit additif, discret, de moyenne nulle et de variance σ^2 . Il est supposé blanc, gaussien et stationnaire.

L'écart-type du bruit σ et le noyau h sont les inconnues du problème et doivent être déterminés avec précision.

Dans la suite, nous exprimons le problème dans l'espace fréquentiel (espace de Fourier) pour plus de commodité. La transformée de Fourier de h est appelée FTM (Fonction de Transfert de Modulation). Elle est réelle car h est symétrique.

3 Modélisation de la FTM

Nous proposons ici de paramétrer la FTM par une fonction analytique dont on cherchera à estimer les paramètres. Nous notons $\mathcal{F}[X]$ la transformée de Fourier de X , et u et v sont les fréquences spatiales relatives aux coordonnées dans l'espace image x et y . Nous notons r la fréquence radiale $r = \sqrt{u^2 + v^2}$. Les fréquences spatiales sont normalisées par rapport à la fréquence de Nyquist [1] :

$$u \in [-1/2, 1/2] \text{ et } v \in [-1/2, 1/2] \quad (2)$$

La FTM est modélisée par un produit de fonctions correspondant à différents éléments du système optique, prenant donc en compte la physique du problème [1], comme nous allons le détailler dans les paragraphes suivants.

3.1 FTM détecteur

Le détecteur est une matrice CCD dont les pixels sont des carrés de taille p , la grille d'échantillonnage étant caractérisée par le pas Δ . On suppose ici que l'on a un détecteur parfait (pas de diffusion des charges).

$$\text{FTM}_{\text{dét}} = \text{sinc}\left(\pi u \frac{p}{\Delta}\right) \text{sinc}\left(\pi v \frac{p}{\Delta}\right) \quad (3)$$

3.2 FTM optique

Nous supposons que la FTM optique est le produit des différentes FTM correspondant à la diffraction, aux aberrations optiques et à la défocalisation. Pour plus de commodité, nous modélisons ce produit par un noyau gaussien de paramètre α . Afin d'éviter les problèmes de repliement spectral, on ajoute ici une porte fréquentielle Π_c valant 1 sur le domaine utile (équation (2)). Nous obtenons alors :

$$\text{FTM}_{\text{optique}} = e^{-\alpha r^2} \Pi_c \quad (4)$$

Cette approche peut être étendue à des cas plus complexes où l'on peut avoir plusieurs paramètres, néanmoins nous ne présentons que des résultats relatifs à ce modèle dans le cadre cet article.

3.3 Modèle final de la FTM

Le modèle final de la FTM, incluant toutes les fonctions (intégration et optique), est donné par :

$$\text{FTM} = e^{-\alpha r^2} \text{sinc}\left(\pi u \frac{p}{\Delta}\right) \text{sinc}\left(\pi v \frac{p}{\Delta}\right) \Pi_c \quad (5)$$

4 Modèle a priori de l'image

Une scène naturelle (continue) S est supposée suivre un modèle fractal [3, 8], qui s'écrit de la manière suivante :

$$\mathcal{F}[S]_{uv} = G_{uv} \cdot w_0 \cdot r^{-q} \quad (6)$$

où G_{uv} est un bruit blanc gaussien stationnaire continu (mouvement brownien) de variance 1, et w_0 et q sont les paramètres du modèle.



FIG. 1 – Image d'Amiens (IGN), de taille 512×512 sous-échantillonnée, sans dégradation.

Ce modèle s'adapte particulièrement bien aux images naturelles [5], non dégradées. Il convient également aux images satellitaires représentant des zones urbaines ou des

constructions peu régulières. Nous avons effectué des essais portant sur une série d'images représentant différentes scènes (campagne, zone industrielle, ville, port, etc.) et ce modèle s'est avéré fidèle aux observations. Pour cela, nous avons tracé $\log E(r)$ en fonction de $\log r$ où E est l'énergie d'une couronne de largeur δr du spectre de l'image étudiée. Pour que l'image ne reflète que le modèle a priori, elle est sous-échantillonnée d'un facteur 4 à 8, selon les cas (cela permet de négliger les effets de la FTM toujours présente sur une image, qu'elle soit satellitaire ou aérienne). Ce sous-échantillonnage est réalisé dans l'espace de Fourier par la porte fréquentielle Π_c . Un exemple relatif à une image aérienne est présenté sur la figure 2.

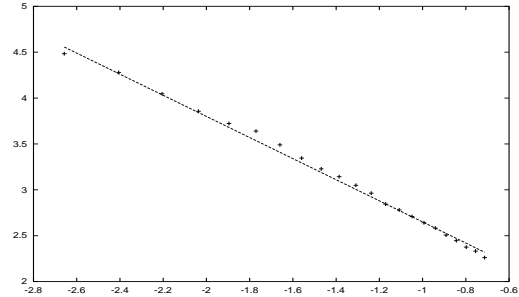


FIG. 2 – Puissance spectrale radiale relative à l'image de la figure 1 (échelle log-log). En continu, le modèle proposé (correspondant à $w_0=5,0$ et $q=1,1$).

L'expérience a montré que sur des scènes réelles, quelle que soit la résolution, q est compris entre 1 et 2, ce qui correspond à considérer S comme un mouvement brownien fractionnaire [3] bidimensionnel.

5 Estimation des paramètres

Nous chercherons à estimer les paramètres α et σ (flou et bruit), ainsi que les paramètres du modèle a priori, w_0 et q . Les autres paramètres sont des constantes du système imageur (grille d'échantillonnage, taille du pixel).

Plusieurs méthodes sont possibles pour effectuer cette estimation. Nous proposons d'estimer les paramètres du modèle et de la dégradation par maximum de vraisemblance joint, car cet estimateur a de bonnes propriétés lorsque l'on dispose d'un grand nombre de données (pixels de l'image observée), dans la mesure où il est efficace et non biaisé [4].

5.1 Modèle d'image observée

Si l'on combine l'équation d'observation (1) au modèle a priori (6) et au modèle optique de FTM (4), on obtient un modèle statistique de l'image continue qui se forme au niveau du détecteur, avant l'intégration et la discrétisation. Une fois de plus, nous exprimons ce modèle dans l'espace fréquentiel pour plus de commodité. Cette image est modélisée de la manière suivante :

$$\mathcal{F}[h_{\text{optique}} \star S]_{uv} = \text{FTM}_{\text{optique}} G_{uv} w_0 r^{-q} \quad (7)$$

où h_{optique} correspond au flou d'origine optique (4) (sans intégration). L'intégration sur les pixels est obtenue par

multiplication par $\text{FTM}_{\text{dét}}$. Ensuite, la discrétisation avec un pas Δ conduit à une périodisation du spectre, qui ne modifie pas le modèle sur l'intervalle considéré (voir équation (2)) car nous avons supposé qu'il n'y a pas de repliement. Comme les coordonnées u et v sont restreintes à cet intervalle, on peut écrire :

$$\mathcal{F}[h \star S]_{uv} = e^{-\alpha r^2} G_{uv} w_0 r^{-q} \text{FTM}_{\text{dét}} \quad (8)$$

D'autre part, l'image observée a une taille finie $N_x \Delta \times N_y \Delta$. Il est commode d'utiliser une extrapolation par périodisation en-dehors de l'intervalle de définition de l'image. Ceci a pour effet de discrétiser son spectre par pas de $1/N_x$ et $1/N_y$ selon les colonnes et les lignes. Toute l'information est alors contenue dans ce spectre discret, pour lequel u et v sont donnés par :

$$u = U/N_x - 1/2 \text{ et } v = V/N_y - 1/2 \\ \text{avec } U \in \{0 \dots N_x - 1\}, V \in \{0 \dots N_y - 1\} \quad (9)$$

Cette extrapolation périodique permet de remplacer les transformées de Fourier continues par des transformées de Fourier discrètes, qui peuvent être calculées efficacement par FFT. Nous gardons les mêmes notations u et v . L'équation (8) montre que chaque point du spectre est une variable aléatoire gaussienne.

L'intégration est suivie d'une contamination par du bruit d'observation gaussien additif N de variance σ^2 (voir équation (1)). Les variances s'ajoutent, et on modélise chaque point du spectre de Y par la distribution de probabilité gaussienne :

$$\text{FFT}[Y]_{uv} \sim N_2(0, \omega_{uv}^2) \quad (10)$$

$$\text{où } \omega_{uv}^2 = e^{-2\alpha r^2} w_0^2 r^{-2q} \text{FTM}_{\text{dét}}^2 + \sigma^2 \quad (11)$$

où $N_2(0, \omega^2)$ désigne une distribution gaussienne bidimensionnelle de variance ω^2 , les parties réelle et imaginaire des coefficients complexes étant indépendantes.

L'image observée étant réelle, les propriétés de symétrie de la FFT impliquent qu'une moitié de la FFT peut être déduite de l'autre par conjugaison. Seuls les pixels d'une moitié du spectre peuvent être considérés comme indépendants, ce qui permet de factoriser la distribution de l'image observée :

$$P(Y \mid \alpha, \sigma, w_0, q) \sim \prod_{u,v} \frac{1}{\pi \omega_{uv}^2} e^{-|\text{FFT}[Y]_{uv}|^2 / \omega_{uv}^2} \quad (12)$$

avec $0 < u \leq 1/2$ et $|v| \leq 1/2$. Cette écriture $P(Y)$ au lieu de $P(\text{FFT}[Y])$ est possible car la FFT est une transformée orthonormale.

5.2 Maximum de vraisemblance

Pour déterminer à la fois les paramètres instrumentaux α et σ , et les paramètres w_0 et q du modèle a priori, nous proposons de maximiser la vraisemblance jointe :

$$(\hat{\alpha}, \hat{\sigma}, \hat{w}_0, \hat{q}) = \arg \max_{\{\alpha, \sigma, w_0, q\}} P(Y \mid \alpha, \sigma, w_0, q) \quad (13)$$

Pour plus de commodité, nous préférons minimiser la -log vraisemblance, notée l , qui s'écrit :

$$-\log P(Y \mid \alpha, \sigma, w_0, q) = \sum_{u,v} \left[\log(\pi \omega_{uv}^2) + \frac{|\text{FFT}[Y]_{uv}|^2}{\omega_{uv}^2} \right] \quad (14)$$

où ω_{uv}^2 est définie par l'équation (11).

6 Algorithme d'optimisation

Pour optimiser la vraisemblance (13) par rapport à tous les paramètres, il est possible d'utiliser une méthode de descente de gradient, telle que le gradient à pas optimal ou encore le gradient conjugué. Pour ce faire, nous avons besoin des dérivées par rapport aux différents paramètres, que l'on peut calculer à partir de l'expression (14).

$$\frac{\partial l}{\partial \theta} = \sum_{u,v} \frac{1}{\omega_{uv}^2} \frac{\partial \omega_{uv}^2}{\partial \theta} \left[1 - \frac{|\text{FFT}[Y]_{uv}|^2}{\omega_{uv}^2} \right] \quad (15)$$

où θ est l'un des paramètres $\{\alpha, \sigma, w_0, q\}$. On obtient :

$$\frac{\partial \omega_{uv}^2}{\partial \alpha} = -2r^2 w_0^2 r^{-2q} \text{FTM}^2 \quad (16)$$

$$\frac{\partial \omega_{uv}^2}{\partial \sigma} = 2\sigma \quad (17)$$

$$\frac{\partial \omega_{uv}^2}{\partial w_0} = 2w_0 r^{-2q} \text{FTM}^2 \quad (18)$$

$$\frac{\partial \omega_{uv}^2}{\partial q} = -2w_0^2 r^{-2q} \text{FTM}^2 \log r \quad (19)$$

Le critère, tout comme ses dérivées, est calculé rapidement par des sommes dans l'espace des fréquences.

Nous avons également remarqué que le critère présente généralement une forme localement quadratique. Cependant, il est particulièrement difficile à optimiser, car il présente une vallée étroite au fond de laquelle la vraisemblance semble rester constante. L'utilisation du gradient conjugué pour la minimisation ne permet pas de s'affranchir de tous les problèmes numériques liés à la présence de cette vallée (blocage dans un minimum local).

C'est pourquoi nous préférons fixer le paramètre w_0 durant l'étape de minimisation, ce qui fournit une valeur de la vraisemblance optimale $\hat{l}(w_0)$. L'intervalle de définition de w_0 est exploré par pas de δw_0 , et l'on retient finalement les paramètres qui minimisent $\hat{l}(w_0)$. Nous avons constaté expérimentalement que pour des images codées sur 8 bits, w_0 ne dépasse jamais $w_0^{max} = 20$, et $\delta w_0 = 0.5$ est un pas suffisamment fin pour permettre une estimation précise des paramètres.

L'algorithme d'estimation peut se résumer ainsi :

- **Initialisation.** La variance du bruit est estimée à partir de la puissance spectrale de l'image observée, dans les plus hautes fréquences ($r > 1/2$).
- **Exploration.** Pour w_0 de 0 à w_0^{max} par pas de δw_0 , calculer les paramètres optimaux à w_0 fixé, par gradient conjugué, en utilisant les équations (14) à (19), et mémoriser la valeur $\hat{l}(w_0)$ et les paramètres sous-optimaux associés.
- Retenir la valeur des paramètres qui minimise $\hat{l}(w_0)$.

7 Résultats

Les résultats ont été obtenus grâce à des simulations effectuées sur une image aérienne de la ville d'Amiens fournie par l'IGN, de taille 4096×4096 et résolution 30 cm, sous-échantillonnée d'un facteur 8. Les images floues et bruitées sont de taille 512×512 avec une résolution de 2,40 m. Les dégradations sont simulées dans l'espace de

Fourier par multiplication par la FTM, et ensuite le bruit est ajouté dans l'espace fréquentiel. Les images sont codées sur 8 bits, nous négligeons la contribution du bruit de quantification.

La figure 3 illustre quelques résultats obtenus avec la technique proposée. La précision obtenue est très satisfaisante (meilleure que 10%), autant sur la largeur de la fonction de flou que sur la fonction de transfert à $r = 1/4$. La précision sur σ est bonne à condition que l'image soit suffisamment floue ($\alpha > 2$). Pour le modèle a priori, on obtient ici $\hat{\omega}_0=5,5$ et $\hat{q}=1,07$.

8 Conclusion

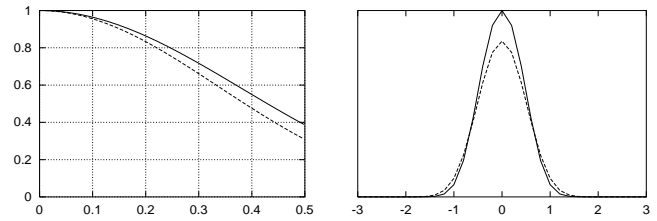
Nous avons proposé d'utiliser un modèle fractal pour décrire la scène continue, et de paramétrer la fonction de transfert instrumentale, afin d'estimer conjointement les paramètres du modèle d'image et les paramètres instrumentaux. L'adéquation modèle/image a permis d'effectuer une estimation précise, sans aucune intervention de l'utilisateur.

Remerciements

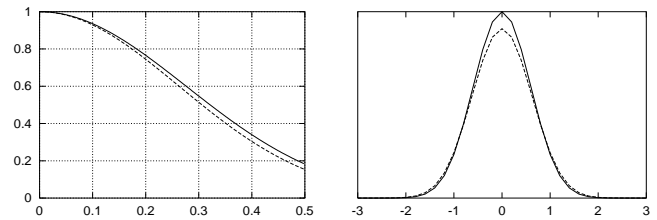
Nous remercions le CNES pour la fourniture des simulations d'images correspondant aux futurs satellites SPOT 5 et Pléiades, ainsi que pour le soutien financier partiel dans le cadre du contrat 762/00/CNES/8164. Nous remercions également l'IGN pour avoir fourni l'image aérienne d'Amiens.

Références

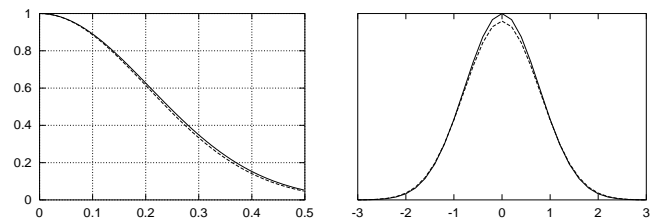
- [1] A. K. Jain. *Fundamentals of digital image processing*. Info. and system sciences series. Prentice Hall, 1994.
- [2] A. Jalobeanu, L. Blanc-Féraud, and J. Zerubia. Étude de la restitution de paramètres instrumentaux en imagerie satellitaire. *Rapport de recherche INRIA 3957*, www.inria.fr/RRRT/RR-3957.html, Juin 2000.
- [3] B. Mandelbrot and J. Van Ness. Fractional brownian motion, fractional noises and applications. *SIAM review*, 10(4) :422–437, 1968.
- [4] A.M. Mood, F.A. Graybill, and D.C. Boes. *Introduction to the theory of statistics*. Mc Graw Hill, 1974.
- [5] D. Ruderman. Origins of scaling in natural images. *Vision research*, 37(23) :3385–3398, 1997.
- [6] T.J. Schulz and S.C. Cain. Simultaneous phase retrieval and deblurring for the Hubble space telescope. In R.J. Hanisch and R.L. White, editors, *The restoration of HST images and Spectra II*, pages 206–211. Space telescope science institute, 1994.
- [7] S. Stryhanyn-Chardon. *Contribution au problème de la restauration myope des images numériques : analyse et synthèse*. Thèse de doctorat, Université de Rennes 1, France, Déc. 1997.
- [8] G. Wornell. *Signal processing with fractals : a wavelet-based approach*. Signal processing series. Prentice Hall, 1995.



$$\alpha=2; \sigma=1,4 - \hat{\alpha}=2,9; \hat{\sigma}=1,85$$



$$\alpha=5; \sigma=1,4 - \hat{\alpha}=5,75; \hat{\sigma}=1,5$$



$$\alpha=10; \sigma=1,4 - \hat{\alpha}=10,5; \hat{\sigma}=1,5$$

FIG. 3 – Imagettes extraites des images dégradées, FTM et réponse impulsionnelle en colonne estimées pour différentes valeurs de α (fonctions estimées en pointillés).