

Estimation de la Fonction de Transfert de Modulation à l'aide d'un Réseau de Neurones

J.-M. DELVIT¹, D. LEGER¹, S. ROQUES², C. VALORGE³

¹ ONERA

2, avenue Edouard Belin 31055 TOULOUSE CEDEX 4
jean-marc.delvit@onecert.fr, dominique.leger@onecert.fr

² Observatoire de Midi-Pyrénées

14, avenue Edouard Belin 31400 TOULOUSE
sylvie.roques@obs-mip.fr

³ CNES

18, avenue Edouard Belin 31401 TOULOUSE CEDEX 4
christophe.valorge@cnes.fr

Résumé – La qualité des images des caméras satellitaires est régulièrement contrôlée en vol. La fonction de transfert de modulation (FTM) est un des critères de qualité image. Sa connaissance permet d'estimer ou de comparer les performances en vol de différents satellites et est utile pour calculer des filtres de déconvolution. Nous proposons une méthode permettant d'évaluer en vol la fonction de transfert de modulation d'un instrument de manière univariante, c'est-à-dire à partir d'une image quelconque, sans image de référence. Pour effectuer cette évaluation, nous étalonnons préalablement un modèle mathématique sur des images dont le contenu en terme de paysage et de FTM est connu. En raison de la complexité du phénomène à modéliser, nous avons choisi d'utiliser un réseau de neurones artificiels (RNA). Ce modèle, non linéaire, a l'avantage d'être un excellent interpolateur et de permettre l'utilisation de méthodes très simples d'étalonnage de ses paramètres. En pratique, il s'agit dans un premier temps de caractériser le problème en séparant au mieux, d'une part, l'information liée à la FTM et, d'autre part, l'information liée au paysage présent dans une image quelconque afin d'extraire une signature mathématique paysage/FTM. Ensuite, le RNA apprend à dissocier finement, grâce à des exemples connus, la FTM et la structure du paysage à l'aide de la signature paysage/FTM. Finalement, le RNA est utilisé de façon autonome sur des images inconnues pour estimer la FTM. Un point primordial de cette approche univariante est de dissocier au mieux la structure du paysage et la FTM. La validation de la méthode est effectuée au moyen de simulations d'images.

Abstract – The measurement of the Modulation Transfer Function (MTF) to quantify the quality of an imaging system proves to be very important in the context of Earth observation satellites. In particular, this measurement is essential to carry out the focusing of the telescope, or to implement a deconvolution filter which goal is to enhance the image contrast or to reduce the noise. Its knowledge also allows us to compare the characteristics of different known and unknown satellites. In this paper, we suggest an univariant MTF measurement method using non specific views. First of all, the landscape has to be characterized in order to discriminate ground structure information from MTF information. Once this separation is carried out, landscape structure information can be extracted, allowing a classification between very uniform scenes and more structured ones. Then the MTF which is described by a bidimensionnal analytical physical model can be assessed using an artificial neural network. The principle is to use the artificial neural network to learn the MTF of simulated or perfectly known images, and then to use it to assess the MTF of totally unknown images. One can show that this method is robust even if the noise is taken into account. As a result, maximum MTF assessment errors are less than 10%. This enables us to suggest further developments including a general scheme of criteria assessment of image quality.

1. Introduction

La qualité des images des caméras satellitaires est régulièrement contrôlée en vol. La fonction de transfert de modulation (FTM) est un des critères de qualité image. Sa connaissance permet d'estimer ou de comparer les performances en vol de différents satellites et est utile pour calculer des filtres de déconvolution. Nous proposons une méthode permettant d'évaluer en vol la fonction de transfert de modulation d'un instrument de manière univariante, c'est-à-dire à partir d'une image quelconque, sans image de référence. Pour effectuer cette évaluation, nous étalonnons préalablement un modèle mathématique sur des images dont le contenu en terme de paysage et de FTM est connu. En raison de la complexité du phénomène à modéliser, nous avons choisi d'utiliser un réseau de neurones artificiels

(RNA). Ce modèle, non linéaire, a l'avantage d'être un excellent interpolateur et de permettre l'utilisation de méthodes très simples d'étalonnage de ses paramètres. En pratique, il s'agit dans un premier temps de caractériser le problème en séparant au mieux, d'une part, l'information liée à la FTM et, d'autre part, l'information liée au paysage présent dans l'image afin d'extraire une signature mathématique paysage/FTM. Ensuite, le RNA apprend à dissocier finement, grâce à des exemples connus, la FTM et la structure du paysage à l'aide de la signature paysage/FTM. Finalement, le RNA est utilisé de façon autonome sur des images inconnues pour estimer la FTM. Un point primordial de cette approche univariante est de dissocier au mieux la structure du paysage et la FTM. La validation de la méthode est effectuée au moyen de simulations.

2. Définitions et simulations

La fonction de transfert de modulation est un outil important permettant de quantifier la qualité d'un système imageur notamment pour les satellites d'observation de la terre. Elle sert à évaluer l'aptitude de l'imageur à distinguer les détails contenus dans une scène. Sa connaissance détaillée est utile pour la refocalisation et la qualification d'instruments en vol ou pour appliquer ultérieurement des méthodes de déconvolution.

Avant d'exposer notre méthode, nous rappelons la définition de la fonction de transfert d'un système. Nous ne considérons que des systèmes linéaires et invariants spatialement: l'image d'un objet est indépendante de sa position dans le champ d'observation. Nous considérons par hypothèse uniquement le domaine d'isoplanétisme de la caméra.

Avec l'hypothèse précédente et sans prendre en compte l'échantillonnage, l'image réelle $s(x, y)$ résulte de la convolution entre l'image «parfaite» au sens radiométrique $e(x, y)$ par la réponse impulsionnelle $h(x, y)$ [4].

$$s(x, y) = \iint_{\mathbb{R} \times \mathbb{R}} e(\xi, \eta) h(\xi - x, \eta - y) d\xi d\eta = e * h(x, y) \quad (1)$$

En notant H, S, E les transformées de Fourier de h, s, e , nous obtenons la relation :

$$S(f_x, f_y) = E(f_x, f_y) \cdot H(f_x, f_y) \quad (2)$$

où $H(f_x, f_y)$ s'appelle fonction de transfert du système et son module fonction de transfert de modulation. Dans la suite, nous modélisons physiquement la FTM par :

$$FTM(f_x, f_y) = e^{-\sqrt{(\lambda_x f_x)^2 + (\lambda_y f_y)^2}} \text{sinc}(\pi f_x) \text{sinc}^2(\pi f_y) \quad (3)$$



FIG. 1 : images simulées

Dans nos simulations, $e(x, y)$ est une image issue d'une caméra aéroportée de pas d'échantillonnage au sol 83 cm et de FTM maîtrisée, de taille 1024 par 1024. Au final, après avoir appliqué le modèle de FTM, l'image $s(x, y)$ possède un pas d'échantillonnage au sol de 3,32 m et une FTM connue. Considérons l'image sans bruit s . Entre l'image bruitée s_b et l'image sans bruit, on a la relation suivante :

$$s_b(x, y) = s(x, y) + B(x, y) \quad (4)$$

B est une variable aléatoire qui suivra, dans une hypothèse de bruit photonique, une loi normale centrée : $B \rightarrow N(0, \sigma(B))$ avec $\sigma(B) = \sqrt{a + bs}$ en tout point (x, y) [1].

Pour simuler un niveau de bruit typique de satellites actuels (SPOT), il est nécessaire de faire varier les paramètres a et b de la manière suivante [3] :

$$\begin{cases} 0 \leq a \leq 4 \\ 0 \leq b \leq 5 \cdot 10^{-2} \end{cases} \quad (5)$$

Afin de simuler correctement des images les plus proches possible de la réalité, nous utilisons le modèle de FTM Eq.(3) sur un domaine de définition regroupant des satellites existants ou futurs (de type SPOT ou Pléiades). Nous choisissons des FTM lignes ou colonnes à $fe/2$ variant de 0,05 à 0,4. Pour cela, nous aurons $0 \leq \lambda_x \leq 5$ et $1 \leq \lambda_y \leq 5$ avec la condition suivante: $\lambda_y - 1 \leq \lambda_x \leq \lambda_y + 1$ (figure 1).

3. Estimation univariante de la FTM

Un point crucial est de définir le vecteur, caractérisant au mieux notre problème, qui servira d'entrée à notre modèle neuronal. Ce vecteur est appelé vecteur caractéristique du réseau de neurones.

Dans le vecteur caractéristique utilisé, une information générale relative à l'image est systématiquement introduite sous la forme des quatre premiers moments de l'image.

Pour un vecteur X , on appelle espérance mathématique de X et on note $E[X]$ la moyenne des valeurs de X . On appelle moment d'ordre k de X la valeur $E[X^k]$ où X^k désigne le vecteur constitué de toutes les composantes de X élevées à la puissance k . L'image est une information spatiale bidimensionnelle échantillonnée. Les moments de l'image caractérisent la répartition des niveaux de gris dans l'histogramme. L'image n'étant pas spatialement infinie, il faut calculer des estimateurs des moments qui nous intéressent.

Les propriétés fréquentielles de l'image sont prises en compte au moyen de la transformée de Fourier (TF). Soit S la TF de l'image, nous définissons un vecteur V ayant une forte sensibilité aux paramètres du modèle de FTM sélectionné :

$$V(f) = \left[\sum_v |S(f, v)|; \sum_u |S(u, f)| \right] \quad (6)$$

$V(f)$ est une information fréquentielle directement liée à l'image [5].

Afin de généraliser l'apprentissage du réseau de neurones, nous utilisons un vecteur caractéristique prenant en compte à la fois l'information liée à la structure du paysage de l'image et l'information relative à la FTM de l'image. Nous souhaitons séparer au mieux ces informations, mais il existe des liens étroits entre la structure du paysage et la FTM. Le variogramme est un moyen de généraliser l'apprentissage du réseau de neurones à tout type de paysages. Une modélisation du paysage est nécessaire pour rendre l'estimation univariante [8].

Le variogramme $\gamma(h)$ est un outil classique [6], c'est une mesure de la variation moyenne des niveaux de gris (au carré) de deux points séparés d'un nombre de pixels h donné:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} E \left[|s(p+h) - s(p)|^2 \right] \quad (7)$$

où E représente l'espérance mathématique.

Pour caractériser le paysage, nous choisissons naturellement les valeurs du variogramme pour un voisinage limité à quelques pixels, ce qui donne une information sur les

fluctuations locales du paysage. Ensuite, afin d'avoir une approche plus globale de la structure de l'image, nous utilisons les paramètres de différents modèles de variogramme : le modèle multi-exponentiel et ses 4 paramètres [6], le modèle log-polynomial [2] (8) et sa projection sur un plan appelé plan paysage [2] :

$$\gamma(h) = e^c h^b e^{a \ln(h)^2} \text{ avec } (a, b, c) \in \mathbb{R}^3 \quad (8)$$

Quant aux caractéristiques liées à la FTM, nous utilisons le vecteur V ainsi que la projection du modèle log-polynomial orthogonale au plan paysage.

Nous souhaitons estimer la FTM à partir d'images bruitées : cela signifie que les différents niveaux de bruit considérés doivent être présents à l'apprentissage du réseau de neurones. Pour cette estimation, nous utilisons des images sur lesquelles sont simulées un grand nombre de dégradations. Dans un souci de clarté, nous ne présentons que les résultats obtenus pour le paramètre λ_x et la FTM ligne. L'estimation du paramètre λ_x du modèle de FTM, en présence de bruit connu, s'effectue avec une précision relative de 5%. Des gammes de FTM correspondant à des instruments présents ou futurs sont étudiées.

La figure 2 présente les résultats de l'estimation de la FTM à $fe/2$. Nous considérons seulement des FTM représentatives d'instruments de type SPOT 5 ou Pléiades. L'estimation serait moins bonne pour des FTM à $fe/2$ supérieures à 0,4. Les erreurs d'estimation sont généralement de 1 à 2% avec des pires cas de 7%. L'estimation de la FTM en présence de bruit est excellente pour des gammes de FTM correspondant à des instruments présents ou futurs.

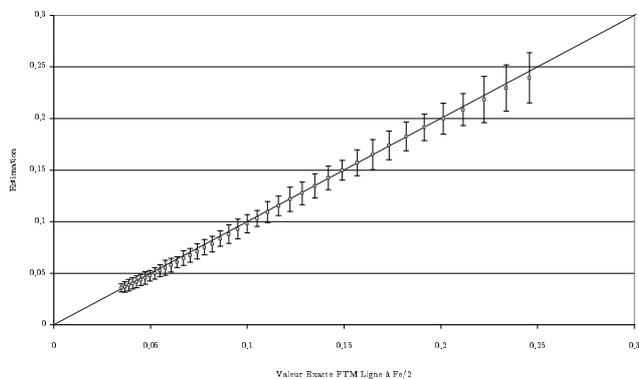


FIG. 2 : estimation de la FTM ligne à $fe/2$

4. Conclusion

L'estimation de la fonction de transfert de modulation est réalisable à l'aide de réseaux de neurones pour n'importe quel type de paysage en présence de bruit. Un des principaux avantages des réseaux de neurones est d'approximer n'importe quel type de fonction avec peu de paramètres. De plus, ce qui est important dans une application en vol, les estimations sont immédiates, seul l'apprentissage du réseau de neurones et la génération de la base d'apprentissage nécessitent un temps de calcul important, opération qui ne se fait qu'une seule fois. Dans notre cas, nous sommes confrontés à une double interpolation, une interpolation de

niveaux de FTM et une interpolation de structures de paysages.

La précision des résultats peut être sensiblement améliorée lorsque les données, que l'on présente en entrée du réseau de neurones, sont réduites à l'aide de techniques classiques comme l'analyse en composante principale ou encore des techniques moins connues comme la méthode du descripteur sonde [7]. Les résultats peuvent aussi être améliorés si l'on considère plus d'exemples dans la base d'apprentissage, en augmentant par exemple le nombre de niveaux de dégradations doubles (bruit et FTM) ou le nombre de paysages.

Il est aussi imaginable de ne pas se restreindre à la résolution et d'étendre la méthode pour quantifier la qualité d'une image quelconque de télédétection indépendamment du système dont elle provient.

Références

- [1] P.N. Slater, "Remote Sensing. Optics and Optical Systems", Addison-Wesley Publishing Company, (1980).
- [2] J-M. Delvit, D. Leger, S. Roques, C. Valorge 'Paramètres Structure de Paysages' et applications, SFC2002, Toulouse, (2002).
- [3] J-M. Delvit, D. Leger, S. Roques, C. Valorge, F. Viallefont-Robinet
Signal to noise ratio assessment from non specific views, Proceedings of the SPIE, Remote Sensing, Vol. 4541, (2001).
- [4] G.C. Holst, "CCD Arrays, Cameras and Displays", SPIE Optical Engineering Press, (1976).
- [5] M. Jung, D. Léger,
Modelling the visual detection of defects on image with a neural network,
11th Portugese Conference on Pattern Recognition, Porto, (2000).
- [6] M. Raffy and G. Ramstein.,
Algorithme d'analyse fractale de contours en télédétection et applications,
Int. J. Remote Sensing, Vol. 11, n°2, pp.191-208, (1990).
- [7] G. Dreyfus, J.-M. Martinez, M. Samulides, M. B. Gordon, F. Badran, S. Thiria, L. Héroult
Réseaux de neurones – Méthodologie et applications, Editions Eyrolles, (2002).
- [8] A. Jalobeanu, L. Blanc-Féraud, J. Zérubia
Estimation des paramètres instrumentaux en imagerie satellitaire et aérienne,
GRETSI, Toulouse, (2001).