

Déconvolution en signal-image : approche convexe pénalisée et contrainte

Proposition de stage

Problématique : signal et image, reconstruction et restauration, déconvolution, synthèse de Fourier, super-résolution,...

Outils : régularisation convexe, pénalisation $L_2 - L_1$ et/ou L_1 , contrainte, optimisation, lagrangien augmenté et ADMM,...

Applications visées : médical (scanner, tomographie, IRM,...), SAR, astronomie, télédétection, contrôle non-destructif,...

Langage : Matlab sur PC.

Lieu : Groupe Signal – Image, Laboratoire de l'Intégration du Matériau au Système, 33 Talence.

Contact : J.-F. GIOVANNELLI, Mél : Giova@IMS-Bordeaux.fr, Tél : 05 4000 3176.

Contexte — Du point de vue des retombées applicatives, le travail proposé peut concerner l'imagerie dans différents contextes : médical, astrophysique, radar à synthèse d'ouverture, contrôle non-destructif, et par différentes modalités : rayons X, gammagraphie, tomographie optique cohérente. Dans ces contextes, les images mesurées sont, au moins en première approximation, la convolution bruitée des images d'intérêt par une fonction d'appareil.

Méthodologie — Les méthodes standard de filtrage linéaire (filtrage inverse, filtrage de Wiener) ne fournissent que des images de qualité limitée en terme de résolution et de dynamique et sont impuissantes à restaurer des images de haute résolution. L'amélioration de ces caractéristiques est pourtant un point clé pour le développement des systèmes d'imagerie du futur. Des méthodes non linéaires plus sophistiquées et plus efficaces sont connues depuis plusieurs décennies [1]. Dans cette veine, nous pensons améliorer la qualité des images en prenant en compte simultanément plusieurs types d'informations disponibles sur l'objet imagé.

- L'objet d'intérêt est essentiellement constitué de zones plutôt homogènes, éventuellement séparées par des contours en faible nombre mais relativement marqués.
- Dans certains cas, un petit nombre de points brillants intenses se superpose au fond homogène ce qui conduit à considérer un modèle composite spécifique « bi-échelle ».
- On dispose parfois d'information concernant le support de l'objet d'intérêt : l'extension spatiale de l'objet est limitée et en dehors du support les pixels sont nuls.
- Dans d'autres cas encore, comme en astronomie ou en tomographie, l'objet d'intérêt est positif sur tout le domaine.

Nous abordons le problème dans le cadre de la théorie de la *régularisation convexe par pénalisation et contrainte*. Dans ce cadre, la solution est construite comme minimiseur d'un critère composite, prenant en compte ces informations disponibles sur l'objet d'intérêt d'une part et d'autre part les données et le modèle d'observation [2, 3].

Le travail comportera deux parties.

- Le développement sera bâti sur un critère non quadratique mais convexe comme la fonction de Huber, dite $L_2 - L_1$ et/ou L_1 . Une première partie du travail pourra être consacrée à l'étude détaillée du critère et de ses propriétés.
- Les techniques d'optimisation récentes, décrites dans [4, 5, 6], et en particulier les techniques de multiplicateurs de Lagrange permettent d'optimiser efficacement ce type de critère. Une première partie du travail consistera à en étudier la convergence théorique et une seconde partie consistera à les mettre en œuvre sous *matlab*.

La prise en compte simultanée de l'ensemble des informations de manière cohérente et l'utilisation d'un algorithme adapté doit permettre de dépasser les limites des méthodes existantes et déboucher sur des images de résolution accrue et permettant de restaurer de détails invisibles sinon.

Évaluation — Le travail envisagé possède *a priori* une portée générale et concerne l'ensemble des modalités d'imagerie et des applications évoquées en introduction. Selon le goût du candidat, une évaluation plus approfondie pourra être réalisée dans un domaine particulier, à la fois sur des données synthétiques et sur des données réelles.

Références

- [1] J. Idier, Ed., *Approche bayésienne pour les problèmes inverses*, Traité IC2, Série traitement du signal et de l'image, Hermès, Paris, 2001.
- [2] S. Henrot, C. Soussen et D. Brie, «Fast positive deconvolution of hyperspectral images», *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 22, n°2, pp. 828–833, 2012.
- [3] S. Henrot, S. Moussaoui, C. Soussen et D. Brie, «Edge-preserving nonnegative hyperspectral image restoration», in *soumis à Proc. IEEE ICASSP*, mai 2013.
- [4] J. Nocedal et S. J. Wright, *Numerical Optimization*, Series in Operations Research. Springer Verlag, New York, 2008.
- [5] D. P. Bertsekas, *Nonlinear programming*, Athena Scientific, Belmont, MAUSA, 2nd edition, 1999.
- [6] S. Boyd, N. Parikh, E. Chu, B. Peleato et J. Eckstein, *Distributed Optimization and Statistical Learning via the Alternating Direction Method of Multipliers*, vol. 3 de *Foundations and Trends in Machine Learning*, Now Publishers Inc, Hanover, MA, USA, janvier 2011.