



HAL
open science

**SUR L'INFLUENCE DU MODÈLE POUR
L'APPROCHE INVERSE RÉGULARISÉE
NON-SUPERVISÉE POUR LA RECONSTRUCTION
EN MICROSCOPIE TOMOGRAPHIQUE
DIFFRACTIVE AVEC GSURE**

Laurence Denneulin, Fabien Momey

► **To cite this version:**

Laurence Denneulin, Fabien Momey. SUR L'INFLUENCE DU MODÈLE POUR L'APPROCHE INVERSE RÉGULARISÉE NON-SUPERVISÉE POUR LA RECONSTRUCTION EN MICROSCOPIE TOMOGRAPHIQUE DIFFRACTIVE AVEC GSURE. XXVIIIème Colloque Francophone de Traitement du Signal et des Images (GRETSI 2022), GRETSI, Sep 2022, Nancy, France. hal-04028952

HAL Id: hal-04028952

<https://hal.science/hal-04028952v1>

Submitted on 14 Mar 2023

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

SUR L'INFLUENCE DU MODÈLE POUR L'APPROCHE INVERSE RÉGULARISÉE NON-SUPERVISÉE POUR LA RECONSTRUCTION EN MICROSCOPIE TOMOGRAPHIQUE DIFFRACTIVE AVEC GSURE.

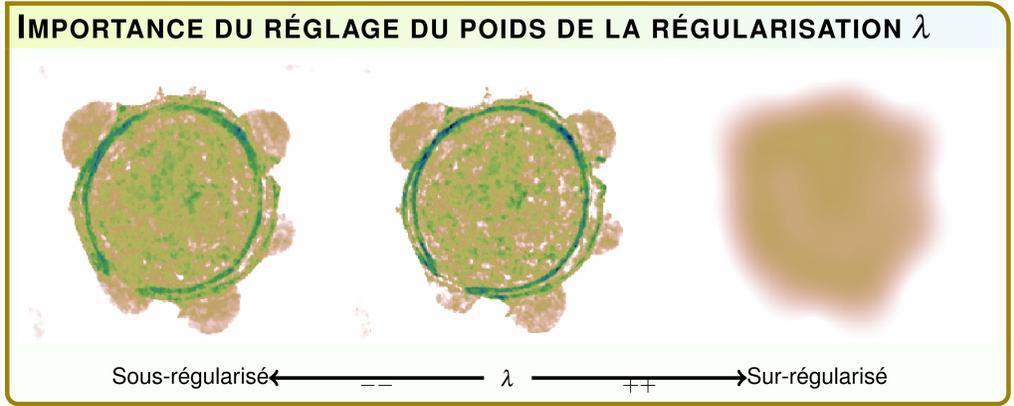
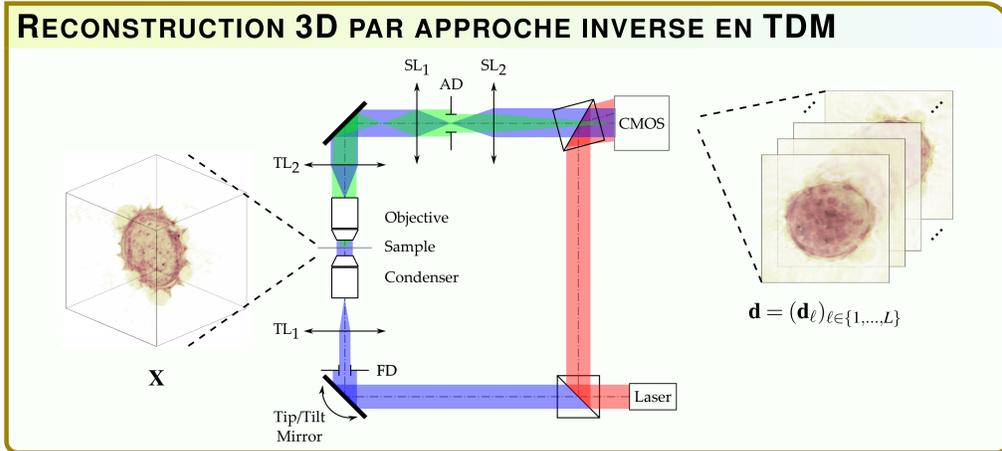
Laurence DENNEULIN¹, Fabien MOMEY¹

¹Laboratoire Hubert Curien UMR CNRS 5516, Université Jean Monnet, F-42000 Saint-Étienne, France

Contact : laurence.denneulin@univ-st-etienne.fr



ANR HORUS (ANR-18-CE45-0010) : High Optical Resolution for Unlabeled Samples



MODÈLE PHYSIQUE DES DONNÉES ET FONCTION OBJECTIF

Modèle directe
Pour une orientation ℓ :

$$\mathbf{d}_\ell \approx \mathbf{A}_\ell(\mathbf{X}^*) + \beta_\ell$$

- $\mathbf{X}^* \in \mathbb{C}^N$, cube d'indices de réfraction complexe de l'échantillon discrétisé,
- $\mathbf{d}_\ell \in \mathbb{C}^M$, $\forall \ell \in \{1, \dots, L\}$, hologrammes bruités acquis par la caméra;
- $\mathbf{A}_\ell : \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}^M$, modèle de formation des hologrammes $\ell \in \{1, \dots, L\}$;
- β_ℓ vecteur de bruit tel que $\Re(\beta_\ell), \Im(\beta_\ell) \sim \mathcal{N}(0, \sigma \mathbf{Id}_M)$, $\ell \in \{1, \dots, L\}$.

Fonction objectif
Approche inverse régularisée par la Variation Totale [TV : 1] :

$$\hat{\mathbf{X}}_\lambda \in \arg \min_{\mathbf{X} \in \Omega} \left\{ \frac{1}{2L} \sum_{\ell} \|\mathbf{d}_\ell - \mathbf{A}_\ell(\mathbf{X})\|_{\mathbb{C}}^2 + \lambda \sum_{n=1}^N \|(\mathbf{D}\mathbf{X})_n\|_{\ell_{1,2}} \right\}$$

- Ω contraintes de valeur sur les parties réelles et imaginaires de \mathbf{X} (e.g. positivité, négativité).

Minimisation avec l'algorithme primal-dual de Condat-Vũ avec backtracking [2; 3; 4].

CRITÈRES DE QUALITÉ

Erreur quadratique moyenne en estimation (eMSE : *estimation mean square error*) :

$$\text{eMSE}(\hat{\mathbf{X}}_\lambda) = \frac{1}{2} \|\mathbf{X}^* - \hat{\mathbf{X}}_\lambda\|_{\mathbb{C}}^2$$

Erreur quadratique moyenne en prédiction (pMSE : *prediction mean square error*) :

$$\text{pMSE}(\hat{\mathbf{X}}_\lambda) = \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{\ell=1}^L \|\mathbf{A}_\ell(\mathbf{X}^*) - \mathbf{A}_\ell(\hat{\mathbf{X}}_\lambda)\|_{\mathbb{C}}^2$$

Estimateur non-biaisé du risque de Stein généralisé [GSURE: *Generalized Stein Unbiased Estimator*: 5; 6; 7] :

$$\text{GSURE}(\hat{\mathbf{X}}_\lambda) = \sum_{\ell=1}^L \left[\frac{1}{2\sigma^2} \|\mathbf{d}_\ell - \mathbf{A}_\ell \hat{\mathbf{X}}_\lambda\|_{\mathbb{C}}^2 + 2 \text{tr} \left(\frac{\partial \mathbf{A}_\ell(\hat{\mathbf{X}}_\lambda)}{\partial \mathbf{d}_\ell} \right) - M \right]$$

avec ici

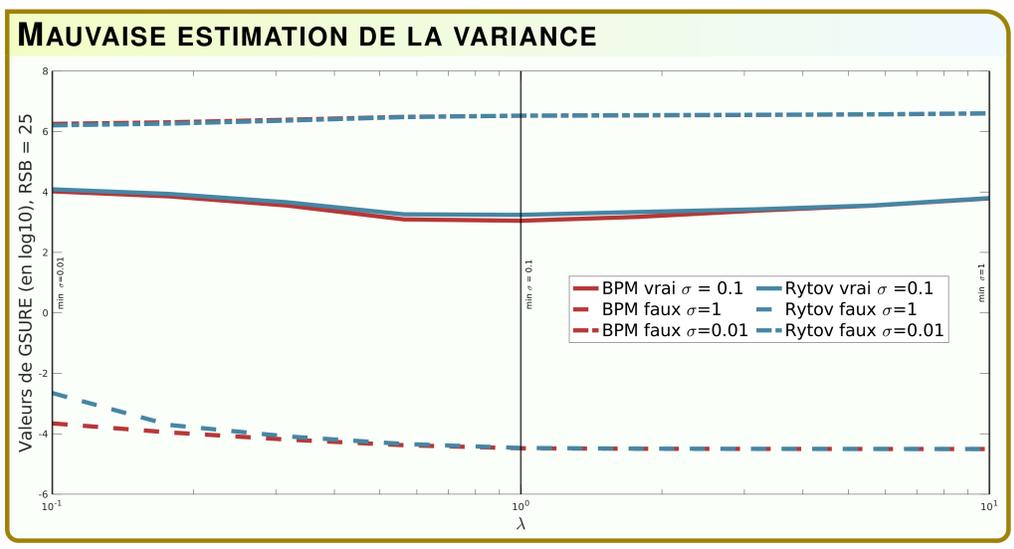
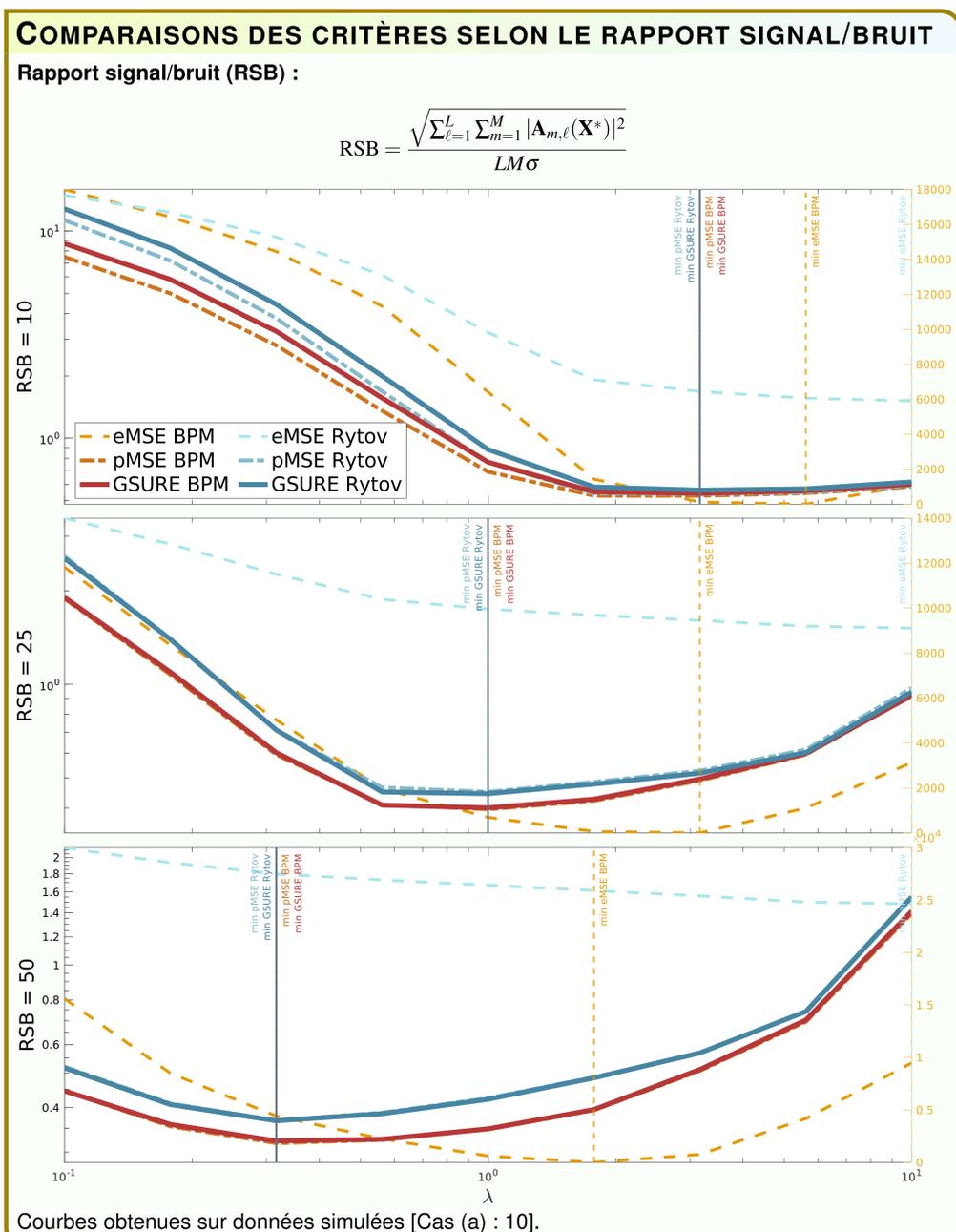
$$\text{tr} \left(\frac{\partial \mathbf{A}_\ell(\hat{\mathbf{X}}_\lambda)}{\partial \mathbf{d}_\ell} \right) \approx \frac{\langle \Re(\delta_\ell), \Re(\mathbf{A}_\ell(\hat{\mathbf{X}}_\lambda^\delta) - \mathbf{A}_\ell(\hat{\mathbf{X}}_\lambda)) \rangle + \langle \Im(\delta_\ell), \Im(\mathbf{A}_\ell(\hat{\mathbf{X}}_\lambda^\delta) - \mathbf{A}_\ell(\hat{\mathbf{X}}_\lambda)) \rangle}{\varepsilon}$$

où $\Re(\delta_\ell), \Im(\delta_\ell) \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{Id}_M)$ et $\varepsilon = 0.1\sigma$.

QUELLE EST L'INFLUENCE DU MODÈLE SUR LES DIFFÉRENTS CRITÈRES DE QUALITÉ ?

Première approximation de Born ou Rytov [8] VS **Propagation multi-plan [BPM : *beam propagation method*, 9]**

Moins complexe algorithmiquement mais moins précis Plus complexe algorithmiquement mais plus précis



CONCLUSION ET PERSPECTIVES

- eMSE influencée par le modèle mais pas pMSE et GSURE,
- Rytov est moins bon que BPM en terme de eMSE.
- Connaissance précise de σ nécessaire pour calculer GSURE.

⇒ Sur données réelles, possibilité de régler λ avec Rytov puis reconstruire avec BPM.

RÉFÉRENCES

- [1] L. I. Rudin, S. Osher, and E. Fatemi: Nonlinear total variation based noise removal algorithms. *Physica D : Nonlinear Phenomena*, 1992.
- [2] L. Condat : A Primal-Dual Splitting Method for Convex Optimization Involving Lipschitzian, Proximinal and Linear Composite Terms, *J. Optim. Theory Appl.*, 2013.
- [3] B. C. Vũ : A Splitting Algorithm for Coupled System of Primal-Dual Monotone Inclusions, *J. Optim. Theory Appl.*, 2015.
- [4] L. Denneulin, N. Pustelnik, M. Langlois, I. Loris et É. Thiébaud : Primal-dual splitting scheme with backtracking for handling with epigraphic constraint and sparse analysis regularization, *iTwist*, Nantes, France, 2020.
- [5] C. M. Stein : Estimation of the mean of a multivariate normal distribution. *The annals of Statistics*, 1981.
- [6] Y. C. Eldar : Generalized SURE for exponential families: Applications to regularization. *IEEE TSP*, 2008.
- [7] S. Ramani, T. Blu, and M. Unser : Monte-Carlo Sure: A Black-Box Optimization of Regularization Parameters for General Denoising Algorithms. *IEEE TIP*, 2008.
- [8] A. Berdeu, F. Momey, B. Laperrousaz, T. Borden, X. Gidrol, J.-M. Dinten, N. Piccollet-D'hahan, and C. Allier : Comparative study of fully three-dimensional reconstruction algorithms for lens-free microscopy. *Applied Optics*, 2017.
- [9] U. S. Kamilov, I. N. Papadopoulos, M. H. Shoreh, A. Goy, C. Vonesch, M. Unser, and D. Psaltis: Learning approach to optical tomography. *Optica*, 2015.
- [10] L. Denneulin, F. Momey, D. Brault, M. Debailleul, A. M. Taddese, N. Verrier, and O. Haeberlé : GSURE criterion for unsupervised regularized reconstruction in tomographic diffractive microscopy, *JOSA A*, 2022.