Reconstruction d'images radio astronomiques dynamiques en présence de perturbations.

Soutenance de stage

Encadré par I. Vin

Présenté par G. Robert-Dautun

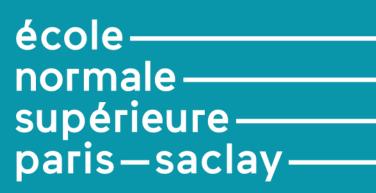
école normale supérieure paris saclay



Contexte



Very Large Array (VLA), Nouveau Mexique





école — normale — supérieure — paris — saclay — —

Fonctionnement



Fonctionnement - Modèle

Modèle étudié:

$$\begin{cases} \boldsymbol{x}_k = \mathbf{A}\boldsymbol{x}_{k-1} + \boldsymbol{w}_{k-1} \\ \boldsymbol{y}_k = \mathbf{H}\boldsymbol{x}_k + \boldsymbol{v}_k \end{cases}$$

Calcul de H:

$$\mathbf{H}_{j,q} = \exp\left(-i\frac{2\pi}{\lambda}\Delta z_j \cdot \mathbf{I}_q\right)$$

Autres matrices:

Q : covariance du bruit d'évolution

R: covariance du bruit d'observation

x : images réelles

y: observations

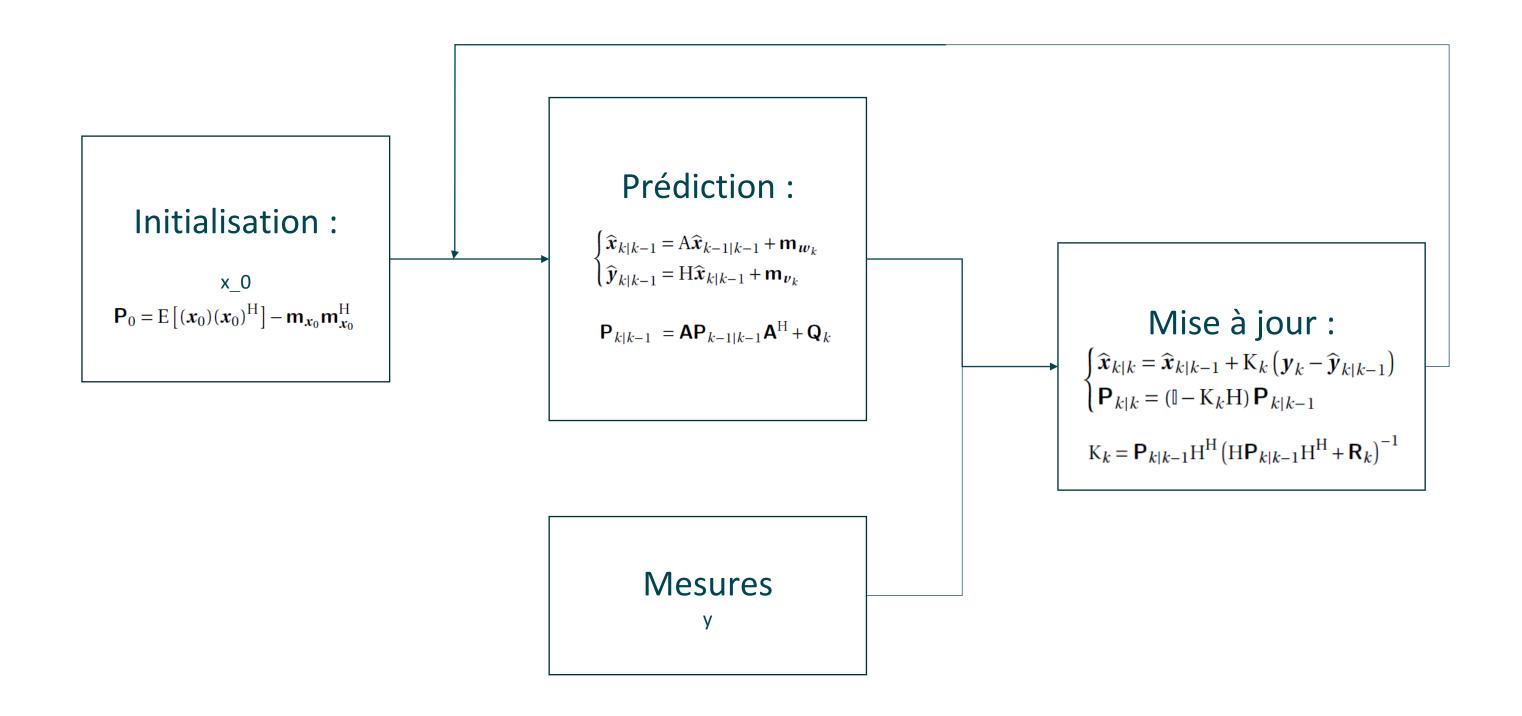
A : matrice d'évolution

w : « bruit » d'évolution v : bruit de mesure

H: FFT des baseline

 Δz_j : vecteur des baseline lq : vecteur des directions

Fonctionnement – Filtre de Kalman



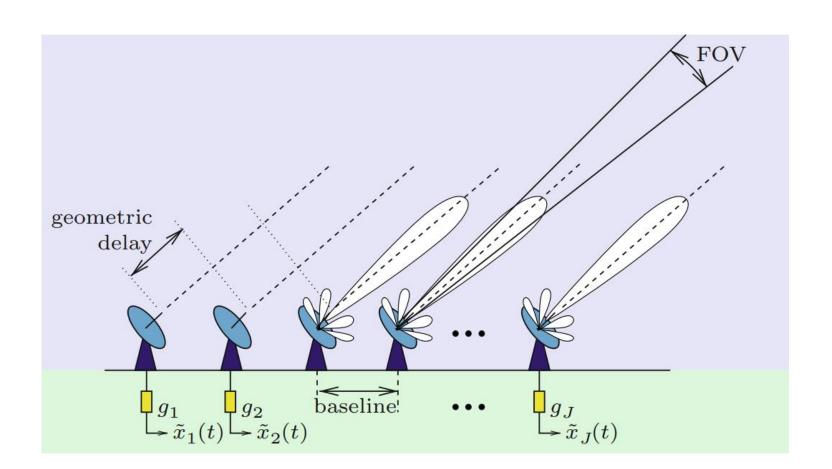
école normale supérieure paris saclay

Simulation de données



Simulation – Choix des paramètres (1/2)

- 36 antennes (grille 6x6)
- Directions observées : quadrillage 10x10
- SNR = 10
- Longueur d'onde 300cm
- Baseline = 1,429m



Simulation – Choix des paramètres (2/2)

Image:

- Fond majoritairement noir ou sombre
- Pas d'effet de convolution visible

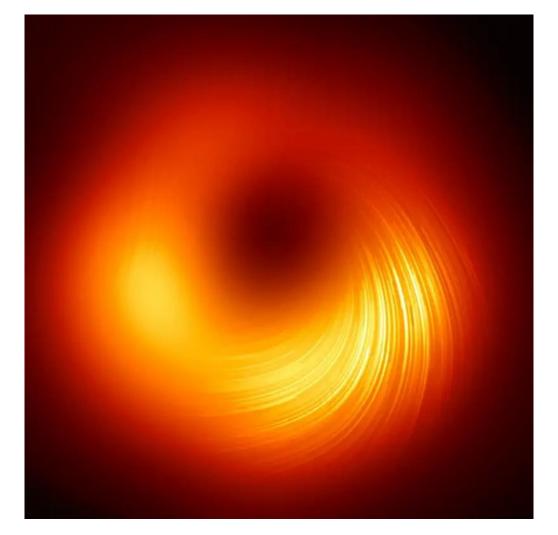


Image sélectionnée

Simulation – Image initiale

La matrice de covariance de l'image initiale est calculée par :

$$y = Hx_0 + v$$

L'image « dirty » est calculée par maximum de vraisemblance (MVDR) :

$$x_D(I_q) = w_q^H y w_q$$

Avec:

$$w_{q} = \frac{y^{-1}a_{q}}{a_{q}^{H}y^{-1}a_{q}}$$

Simulations – Images successives

On génère les images et observations successives par le modèle :

$$\begin{cases} \boldsymbol{x}_k = \mathbf{A}\boldsymbol{x}_{k-1} + \boldsymbol{w}_{k-1} \\ \boldsymbol{y}_k = \mathbf{H}\boldsymbol{x}_k + \boldsymbol{v}_k \end{cases}$$

Où x_0 est l'image initiale parfaite

Les matrices Q et R sont calculées :

$$\begin{cases} \mathbf{Q}_k = \mathbf{E} \left[\mathbf{w}_{k-1} \mathbf{w}_{k-1}^{\mathbf{H}} \right] - \mathbf{E} \left[\mathbf{w}_{k-1} \right] \mathbf{E} \left[\mathbf{w}_{k-1} \right]^{\mathbf{H}} \\ \mathbf{R}_k = \mathbf{E} \left[\mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^{\mathbf{H}} \right] - \mathbf{E} \left[\mathbf{v}_k \right] \mathbf{E} \left[\mathbf{v}_k \right]^{\mathbf{H}} \end{cases}$$

Elles sont en pratiques calculées par méthode « ALS » (Autocovariance least-squares)

Performances de reconstruction en présence de perturbations

école normale supérieure paris saclay



Perturbations – Sources

- Erreur d'initialisation
- Erreur sur les matrices de covariances des bruits
- Imprécisions sur la position des antennes
- Perturbations ionosphériques

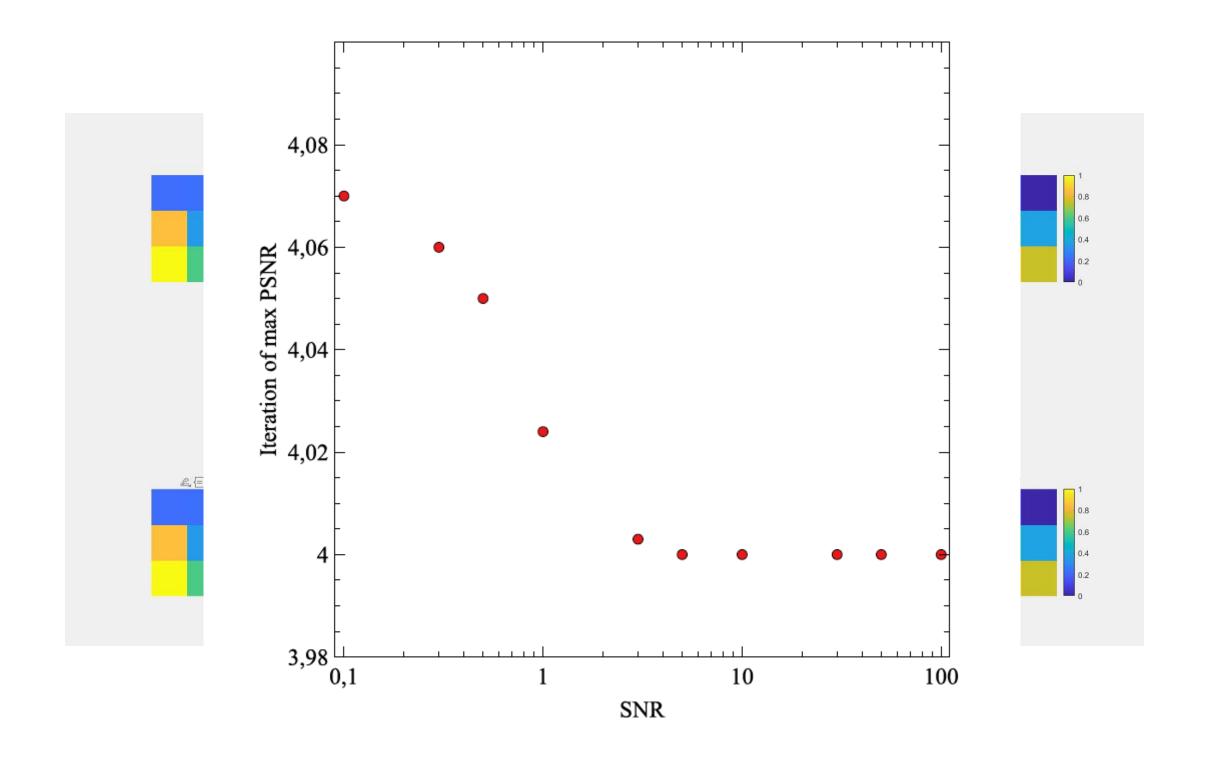
Perturbations – Méthodologie

- 1. Calcul des paramètres initiaux
- 2. Calcul de matrices sans erreur

- 3. Ajout d'erreur sur un paramètre et calcul des matrices affectées
- 4. Calcul du filtre de Kalman avec chaque matrice

x100

Perturbations – Erreur d'initialisation



Perturbations – Positions (1/3)

Introduction d'une erreur : $z_k^* = z_k + \varepsilon_k$

La matrice des visibilités perturbée est :

$$\mathbf{H}_{j,q}^* = \exp\left(-i\frac{2\pi}{\lambda}\Delta z_j^* \cdot \mathbf{I}_q\right) = \exp\left(-i\frac{2\pi}{\lambda}\left(\Delta z_j + \boldsymbol{\varepsilon}_j\right) \cdot \mathbf{I}_q\right) = \exp\left(-i\frac{2\pi}{\lambda}\Delta z_j \cdot \mathbf{I}_q\right) \exp\left(-i\frac{2\pi}{\lambda}\boldsymbol{\varepsilon}_j \cdot \mathbf{I}_q\right)$$

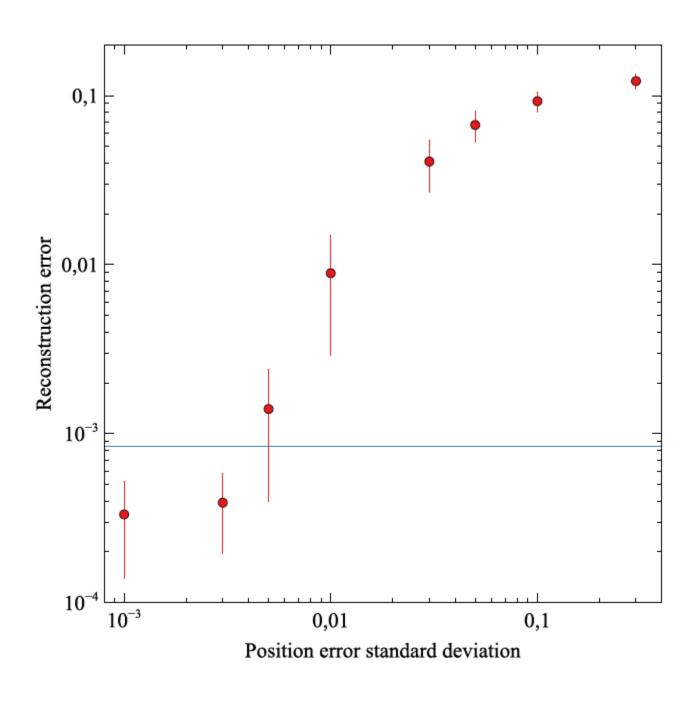
Les équations du filtre restent inchangées.

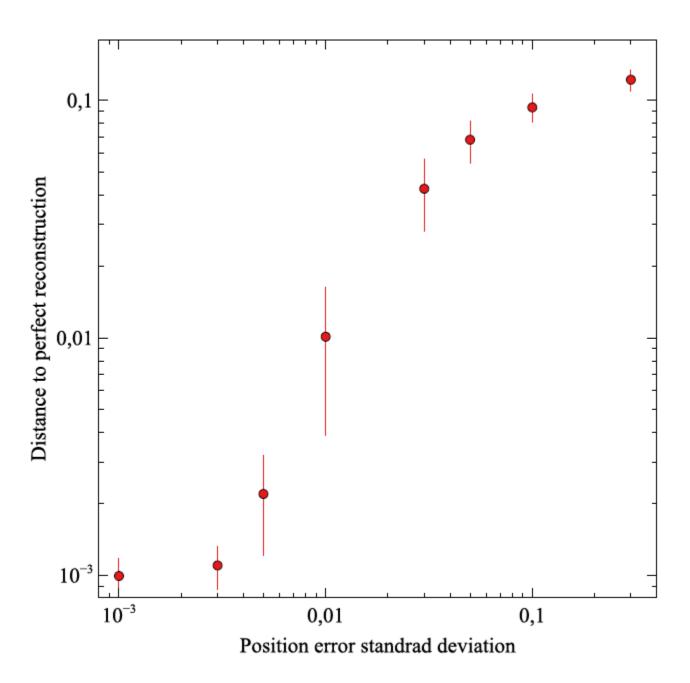
On introduit l'erreur de perturbation : $\varepsilon_k^x = \hat{x}_{k|k}^x - \hat{x}_{k|k}$

Mesurée pour les graphiques : $\varepsilon_k^{xx} = d_1(\widehat{x}_{k|k}^*, \widehat{x}_{k|k})$

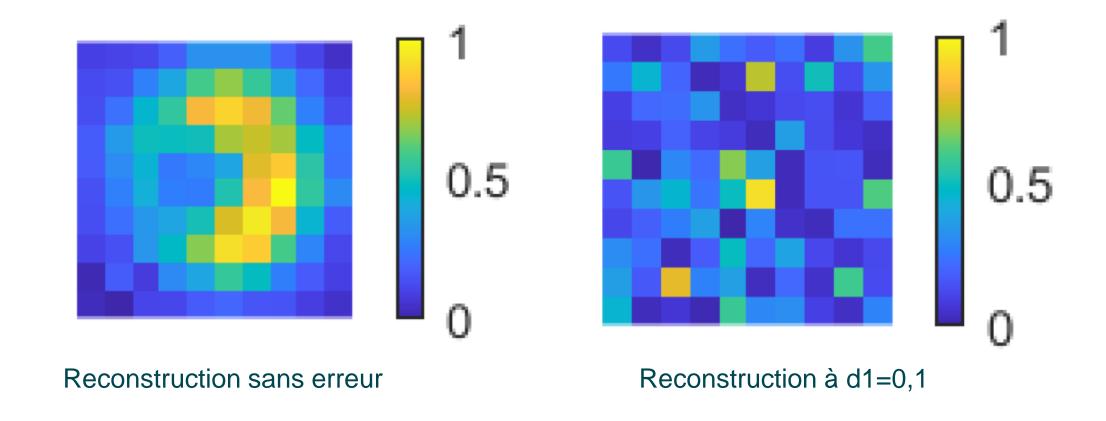
On mesure également l'erreur de reconstruction : $\varepsilon_k^x = d_1(\widehat{x}_{k|k}^*, x_k)$

Perturbations – Positions (2/3)





Perturbations – Positions (3/3) – Convergence



Convergence vers 0,167

Perturbations – Directions (1/4)

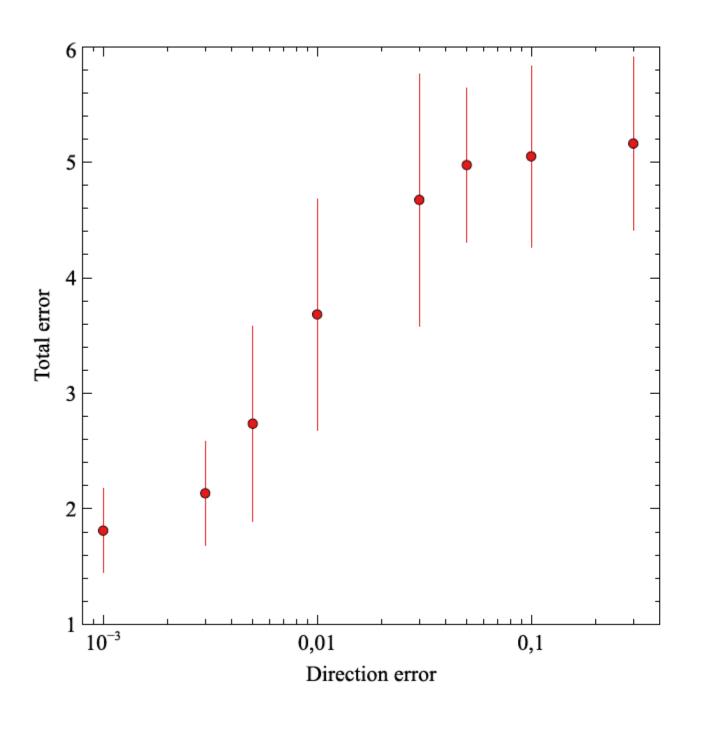
On introduit de même une erreur sur les positions :

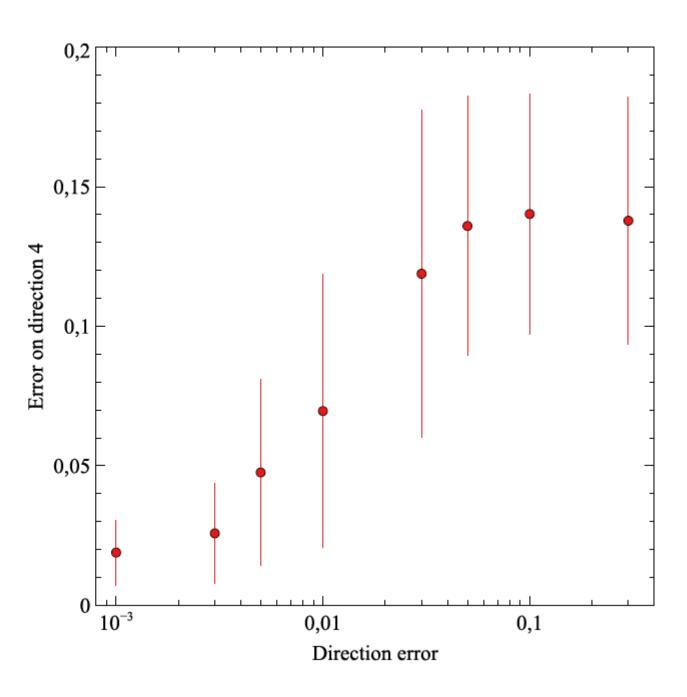
$$\mathbf{I}_q^* = \mathbf{I}_q + \mathbf{\varepsilon}_q$$

La matrices des visibilités perturbée devient :

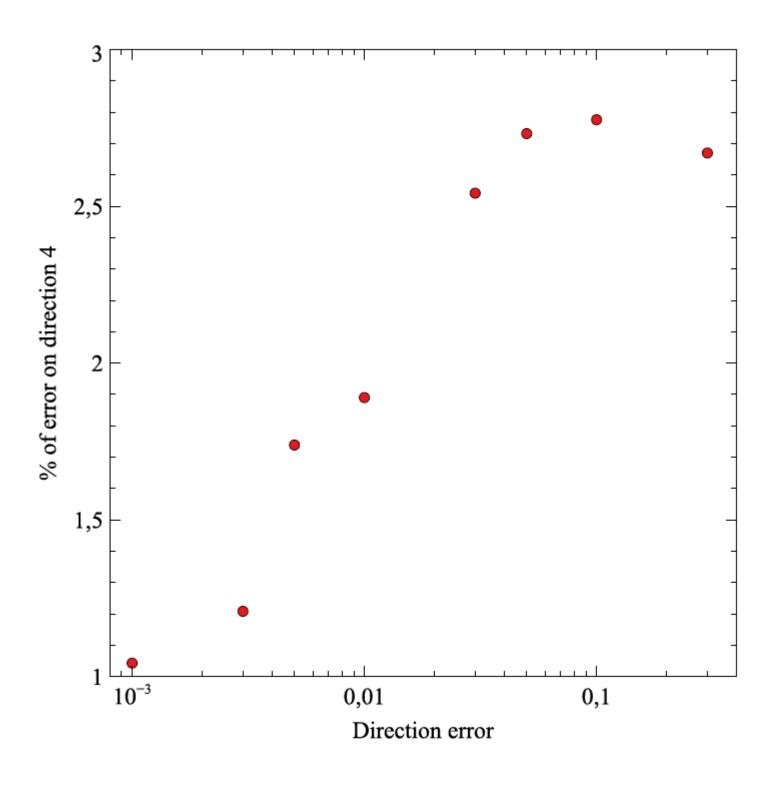
$$\mathbf{H}_{j,q}^* = \exp\left(-i\frac{2\pi}{\lambda}\Delta z_j \cdot \mathbf{I}_q^*\right) = \exp\left(-i\frac{2\pi}{\lambda}\Delta z_j \cdot \mathbf{I}_q\right) \exp\left(-i\frac{2\pi}{\lambda}\Delta z_j \cdot \mathbf{\epsilon}_q\right)$$

Perturbations – Directions (2/4) – Une direction

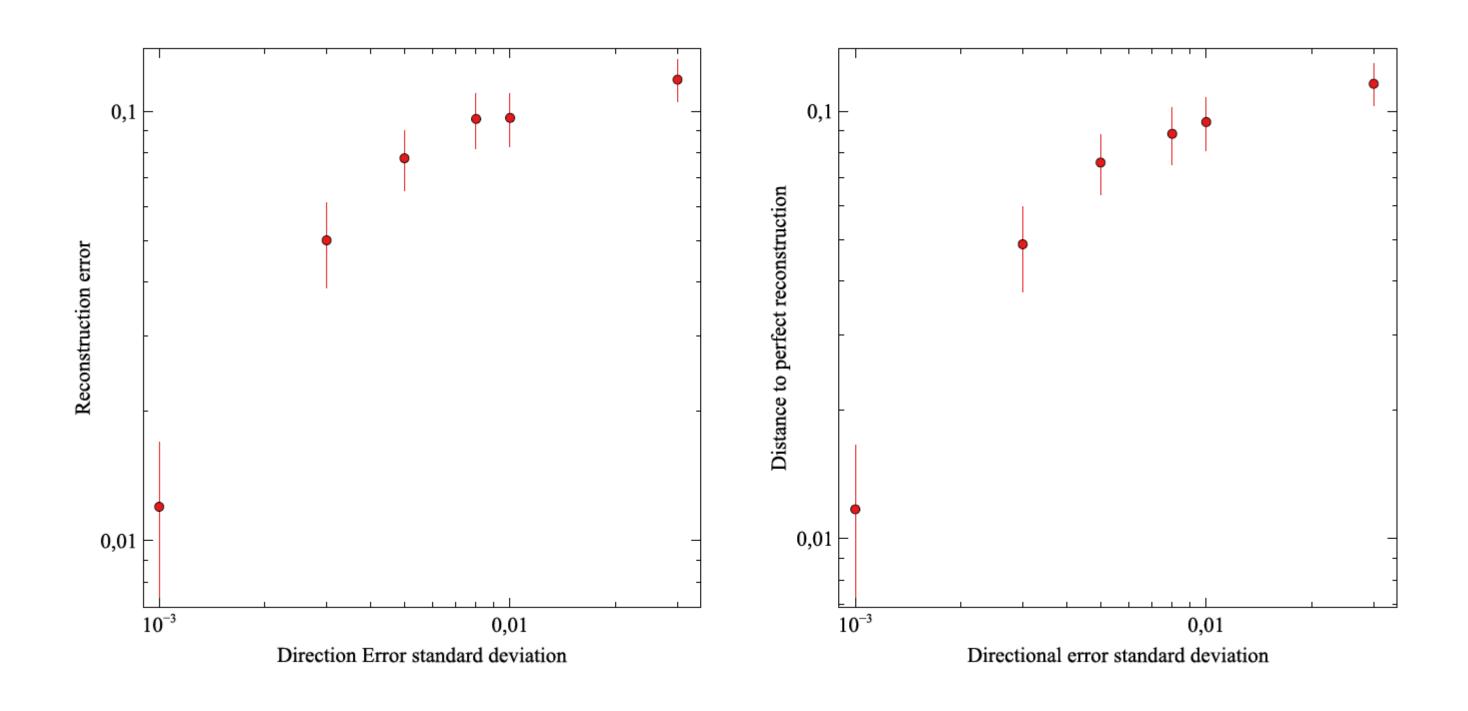




Perturbations – Directions (3/4) – Une direction



Perturbations – Directions (4/4) – Toutes les directions



école normale supérieure paris saclay

Essai de correction expérimentale



Correction

On cherche à résoudre le problème :

$$\mathbf{y} - \mathbf{H}^d * \mathbf{x}_{\text{MVDR}} = 0$$

Où:

$$\mathbf{H}_{j,q}^{d} = \exp\left(-i\frac{2\pi}{\lambda}\Delta z_{j} \cdot (\mathbf{I}_{q}^{*} - \boldsymbol{u}_{q})\right)$$

Pour obtenir le vecteur de correction u tel que :

$$I = I^* - u$$

On obtient:

$$\langle d_1(\mathbf{I}, \mathbf{I}^*) - d_1(\mathbf{I}, \mathbf{I}^* - \boldsymbol{u}) \rangle = -4.12 \times 10^{-4}$$

Conclusion



- Précision de 0,5% sur les positions
- Précision de 0,1% sur les directions
- Utilisation de Isqnonlin a posteriori impossible avec ces paramètres
- Utilisation du filtre de Kalman possible en radio astronomie dans les bonnes conditions



Sources

- [1] A. M. Sardarabadi A.-J. vand der Veen S. J. Wijnholds. "Signal Processing for Radio Astronomy". In: Handbook of Signal Processing Systems. 2018. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-91734-4_9.
- [2] Eric Chaumette. Introduction to Kalman Filtering and Extend Kalman Filtering. Nov. 2018.
- [3] G.Robert-Dautun M. Marchesseau. Reconstruction dynamique d'images radioastronomiques de trous noirs. Report. ENS Paris-Saclay, 2022. URL: https://drive.google.com/file/d/1wX9jrd8hQLxSini0j5Myl91bs view?usp=sharing.
- [4] Stephen P. Boyd Nir Shlezinger Yonina C. Eldar. Model-Based Deep Learning: On the Intersection of Deep Learning and Optimization. preprint. arXiv:2205.02640v1. arXiv, May 2022.
- [5] Mulari Rajmani. "Data-based Techniques to Improve State Estimation in Model Predictive Control". PhD Thesis. University of Wisconsin-Madison, Oct. 2007.
- [6] Simo Särkkä. Optimal Smoothing. Lecture. Mar. 2011.
- [7] K. F. Evans T. J. Cornwell. "A simple maximum entropy devoncolution algorithm". In: *Astro. Astro-phys.* (1985).
- [8] Spoelstra TAT. "The ionosphere and radio interferometry". In: *Ann. Geophys.* 40.4 (Nov. 1997). DOI: https://doi.org/10.4401/ag-3885.

Annexe 1: PSNR

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{d^2}{EQM} \right)$$

où d est la valeur maximale pour un pixel (1 ici car les images sont normalisées), et EQM représente l'erreur quadratique moyenne définie pour deux images I_{ref} et I_{rec} :

$$EQM = \frac{1}{M_x M_y} \sum_{i=0}^{M_x - 1} \sum_{j=0}^{M_y - 1} (I_{ref}(i, j) - I_{rec}(i, j))^2$$

Annexe 2 – Distances

$$\forall (A, B) \in (\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{K}))^2$$
 $d_1(A, B) = \frac{||A - B||_F}{mn}$

$$\forall (\mathbf{A},\mathbf{B}) \in \left(\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{K})\right)^2 \quad d_2(\mathbf{A},\mathbf{B}) = \sum_{\substack{1 \leq i \leq m \\ 1 \leq j \leq n}} \left| \mathbf{A}_{ij} - \mathbf{B}_{i,j} \right|$$

$$\mathbf{A} \in \mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{K}) \quad ||\mathbf{A}||_{\mathrm{F}} := \sqrt{\mathrm{tr}\{\mathbf{A}\mathbf{A}^{\mathrm{H}}\}} = \sqrt{\sum_{\substack{1 \leq i \leq m \\ 1 \leq j \leq n}} \left|\mathbf{A}_{ij}\right|^2}$$