



Modèles probabilistes et apprentissage pour les signaux et les images

Vers une estimation robuste et une quantification de l'incertitude

Lorena León, MCF UGA (<https://lorena-leon.github.io/>)

Journées du laboratoire

Équipe GAIA

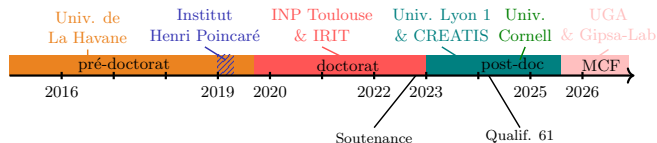
GIPSA-Lab

02/07/2026



Parcours scientifique

- 2012–2019 **Licence et Master en Mathématiques**
Probabilités, statistiques et modélisation
- 2019–2022 **Doctorat en Signal & Image**
Analyse multifractale et inférence bayésienne
- 2023–2025 **Post-doctorat en Imagerie Computationnelle**
Microscopie acoustique quantitative et estimation spectrale
- Depuis sept. 2025 **Maîtresse de conférences**
Estimation robuste et quantification de l'incertitude



Axe 1

Modélisation et estimation robuste

Développer des méthodes d'estimation fiables
pour des données complexes et imparfaites.

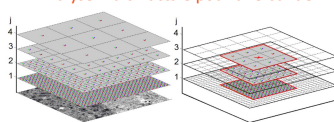


Analyse Multifractale

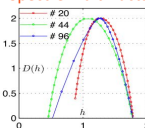
Moffett field



Analyse multifractale pour une bande



Spectre multifractal



$$h_X(t_0) = \sup_{\alpha} \{ \alpha : |X(t) - X(t_0)| < C|t - t_0|^\alpha \} \longrightarrow \underbrace{\mathcal{D}_X(h) = \dim_H \{ t : h_X(t) = h \}}_{\text{distribution globale des exposants locaux}}$$

mesure de l'irrégularité locale à t_0

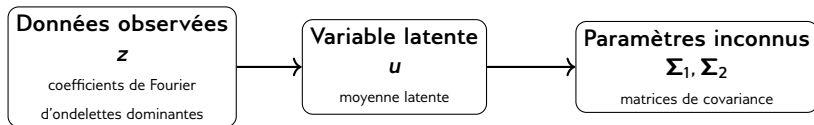
→ analyse multi-échelles basée sur les ondelettes

Défis : données de petite taille, modélisation multivariée, estimation robuste

Enjeux : Développer des modèles probabilistes pour une estimation robuste des propriétés multifractales.



Modèles statistiques et estimation bayésienne



Modèle bayésien hiérarchique

$$p(\Sigma_1, \Sigma_2 \mid z, u) \propto p(z \mid u, \Sigma_1)p(u \mid \Sigma_2)p(\Sigma_1)p(\Sigma_2)$$

Contributions

- Modèle bayésien multivarié pour l'analyse multifractale
- Estimateurs MMSE et MAP
- Algorithmes MCMC et EM

■ L. Leon, H. Wendt, J.-Y. Tournet, P. Abry, "A Bayesian framework for multivariate multifractal analysis", IEEE T. Signal Process., 2022

■ L. Leon, H. Wendt, J.-Y. Tournet, P. Abry, "Estimation du paramètre de multifractalité : régression linéaire, maximum de vraisemblance ou inférence bayésienne ?", GRETSI 2022

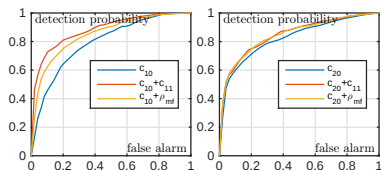


Applications

Signaux physiologiques multicanaux

Détection de la somnolence

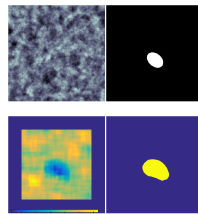
- Paramètres multifractals comme caractéristiques
- Apprentissage supervisé (forêts aléatoires)



Images

Détection d'anomalies

- Analyse multifractale locale
- Données de substitution espace-échelle
- Tests d'hypothèses multiples



Les propriétés multifractales fournissent des descripteurs discriminants pour la détection.

■ L. Leon, H. Wendt, J.-Y. Tournet, P. Abry, "A Bayesian framework for multivariate multifractal analysis", IEEE T. Signal Process., 2022

■ H. Wendt, L. Leon, J.-Y. Tournet, P. Abry, "Multifractal anomaly detection in images via space-scale surrogates", IEEE ICIP, 2022

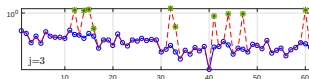
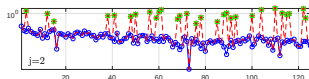


Évolutions méthodologiques

Signaux physiologiques

Robustesse aux données corrompues

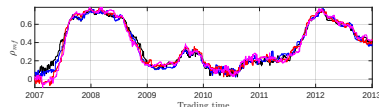
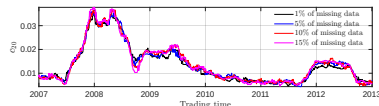
- Modèle probabiliste robuste
- Algorithme EM



Séries financières

Estimation avec données incomplètes

- Approximation de Whittle adaptée
- Estimation bayésienne



Estimation fiable malgré des valeurs aberrantes ou des données manquantes.

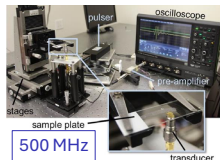
📄 L. Leon, H. Wendt, J.-Y. Tournet, P. Abry, *A robust model and its EM algorithm for the estimation of the multifractality parameter*, EUSIPCO 2023

📄 L. Leon, P. Abry, H. Wendt, *Bayesian estimation for the bivariate multifractal spectrum from incomplete data*, EUSIPCO 2026

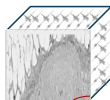


Microscopie acoustique quantitative

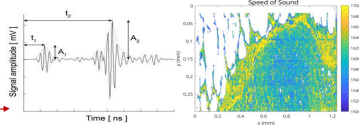
Microscopie acoustique



Données 3D



Cartographie quantitative



Signal reçu :

$$s(t) = \underbrace{s_1(t)}_{\text{interface eau-tissu}} + \underbrace{s_2(t)}_{\text{interface tissu-verre}}$$

Modèle spectral bruité :

$$y_n = \underbrace{\sum_{p=1}^P A_p \exp(\lambda_p n)}_{\text{problème inverse non linéaire}} + \epsilon_n$$

Défis : signaux superposés dans le temps, faible rapport signal/bruit, faible contraste d'impédance

Enjeux : Estimer avec précision les propriétés acoustiques des tissus



Estimation spectrale avancée

Idee : Exploiter la structure de faible rang des signaux exponentiels.

$$\hat{\mathbf{g}} = \underset{\mathbf{g}}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \sum_{n=1}^{2N+1} w_n |y_n - g_n|^2 + \mathcal{R}_P(H(\mathbf{g}))$$

$$g_n = \sum_{p=1}^P A_p e^{\lambda_p n}, \quad \mathcal{R}_P(H(\mathbf{g})) = \begin{cases} 0, & \text{rang}(H(\mathbf{g})) \leq P, \\ +\infty, & \text{sinon.} \end{cases}$$

y_n : données spectrales observées

g_n : modèle paramétrique (somme de P exponentielles complexes)

$H(\mathbf{g})$: matrice de Hankel construite à partir de $\mathbf{g}$

Contributions

- Méthode spectrale basée sur les matrices de Hankel
- Pondération adaptative pour les données hétéroscédastiques
- Optimisation efficace par ADMM

© L. León, J. Mamou, D. Kouamé, A. Basarab, "A weighted Hankel approach and Cramér-Rao bound analysis for quantitative acoustic microscopy imaging", Computers in Biology and Medicine, 2025

Axe 2

Analyse des performances

Évaluer les limites fondamentales
et quantifier l'incertitude des estimateurs.



Bornes de performance

Quelle est la meilleure précision qu'un estimateur peut atteindre ?

Pour l'erreur quadratique

$$d(\hat{\theta}, \theta) = \|\hat{\theta} - \theta\|_2^2,$$

les bornes de Cramér-Rao fournissent une limite fondamentale de la précision des estimateurs.

Pour tout estimateur non biaisé,

$$\text{Cov}(\hat{\theta}) \succeq \mathbf{F}^{-1}(\theta),$$

où la matrice d'information de Fisher est définie par

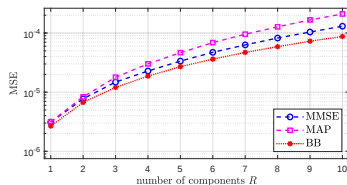
$$\mathbf{F}(\theta) = \mathbb{E} \left[\left(\frac{\partial \log p(\mathbf{y}|\theta)}{\partial \theta} \right) \left(\frac{\partial \log p(\mathbf{y}|\theta)}{\partial \theta} \right)^T \right].$$



Applications des bornes de performance

Analyse multifractale

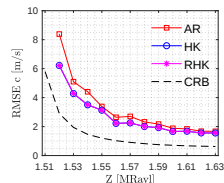
Borne bayésienne de Cramér-Rao



Paramètres multifractals
(covariances multivariées)

Microscopie acoustique

Borne de Cramér-Rao



Paramètres acoustiques
(e.g., vitesse)

Les bornes permettent de comparer les estimateurs et d'identifier leurs limites fondamentales.

- L. Leon, H. Wendt, J.-Y. Tournet, "Bounds for the estimation of matrix-valued parameters of a Gaussian random process", *Signal Process.*, 2023
- L. Leon, J. Mamou, D. Kouame, A. Basarab, "A weighted Hankel approach and Cramér-Rao bound analysis for quantitative acoustic microscopy imaging", *Computers in Biology and Medicine*, 2025
- L. Leon, A. Basarab, J. Mamou, and P. Muleki Seya, "Performance Analysis of Structure Factor Model-Based Scatterer Estimation Using the Cramér-Rao Bound", *IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS)*, 2025.



Perspectives de recherche

Défis

- observations bruitées ou incomplètes
- modèles complexes ou non linéaires
- données de grande dimension

Développer des méthodes probabilistes fiables, interprétables et transférables pour les signaux et les images.

Axe 1 Estimation robuste

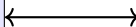
- Modèles probabilistes
- Optimisation
- Apprentissage hybride

Axe 2 Analyse des performances

- Bornes de performance
- Quantification de l'incertitude
- Méthodes guidées par les données

Modélisation et estimation

$$y \sim p(x, \theta)$$



Applications

Santé • Imagerie • Finance