



**HAL**  
open science

**ANR-15-ASTR-0019 HypFoM -Analyse du fond marin  
par imagerie hyperspectrale : une approche subpixel ;  
prise en compte de modèles du transfert radiatif précis  
de la colonne d'eau et du fond**

M Guillaume, S Jay, A Minghelli, M Chami, B Lafrance, Y Deville, V Serfaty

► **To cite this version:**

M Guillaume, S Jay, A Minghelli, M Chami, B Lafrance, et al.. ANR-15-ASTR-0019 HypFoM -Analyse du fond marin par imagerie hyperspectrale : une approche subpixel ; prise en compte de modèles du transfert radiatif précis de la colonne d'eau et du fond. 6eme colloque de la SFPT-GH, May 2018, Montpellier, France. hal-04721118

**HAL Id: hal-04721118**

**<https://hal.science/hal-04721118v1>**

Submitted on 4 Oct 2024

**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.



## Objectifs

- Développer un modèle avancé de transfert radiatif de la colonne d'eau
- Développer des méthodes d'estimation et de dé-mélange des fonds
- Faire une cartographie des habitats benthiques de la zone de Porquerolles
- Evaluer théoriquement et expérimentalement la qualité des résultats

## Estimation des paramètres et variabilité

Modèle de transfert radiatif : modèle classique de Lee (1)

$$r(\lambda; \Theta) = r_{\infty}(\lambda) \left(1 - e^{-(k_d(\lambda) + k_u^c(\lambda))H}\right) + \frac{\rho_b}{\pi} e^{-(k_d(\lambda) + k_u^b(\lambda))H}$$

Paramètres bio-optiques

$$r_{\infty}(\lambda) = \left(0.084 + 0.17 \frac{b_b(\lambda)}{a(\lambda) + b_b(\lambda)}\right) \frac{b_b(\lambda)}{a(\lambda) + b_b(\lambda)}$$

$$a(\lambda) = a_w(\lambda) + [a_0(\lambda) + a_1(\lambda) \ln P] P + G e^{-0.015(\lambda - 440)}$$

$$k_d(\lambda) = \frac{a(\lambda) + b_b(\lambda)}{\cos \theta_s}$$

$$b_b(\lambda) = b_{b,w}(\lambda) + X \left(\frac{550}{\lambda}\right)^{0.5}$$

$$k_u^b(\lambda) = 1.04(a(\lambda) + b_b(\lambda)) \left(1 + 5.4 \frac{b_b(\lambda)}{a(\lambda) + b_b(\lambda)}\right)^{0.5}$$

$$\rho_b(\lambda) = B_1 \rho_{b,1}(\lambda) + B_2 \rho_{b,2}(\lambda)$$

$$k_u^c(\lambda) = 1.03(a(\lambda) + b_b(\lambda)) \left(1 + 2.4 \frac{b_b(\lambda)}{a(\lambda) + b_b(\lambda)}\right)^{0.5}$$

Paramètres à estimer

$$\Delta = [H, P, G, X, B_1, B_2]$$

Modèle de variabilité : prise en compte du bruit et de la variabilité intrinsèque

$$r = [(I - K_c)r_{\infty} + K_b(B_1 \mu_{b,1} + B_2 \mu_{b,2})] + [n_{surf} + K_b(B_1 n_{b,1} + B_2 n_{b,2})]$$

$K_b, K_c$  : matrices d'atténuation

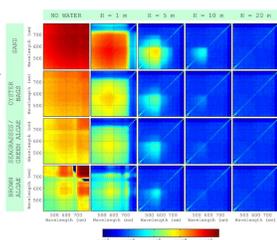
Bruit et variabilité intrinsèque

Estimation du maximum de vraisemblance : MILE ou MILEBI (2)

- Loi gaussienne multivariée :  $\mu(\Delta) = r; \Gamma_s$  ou  $\Gamma(\Delta)$
- Matrices de covariance du bruit et des espèces benthiques

$$\hat{\Delta}_{MILE}(r) = \underset{\Delta}{\operatorname{argmax}} (r - \mu(\Delta))^t \Gamma_s^{-1} (r - \mu(\Delta))$$

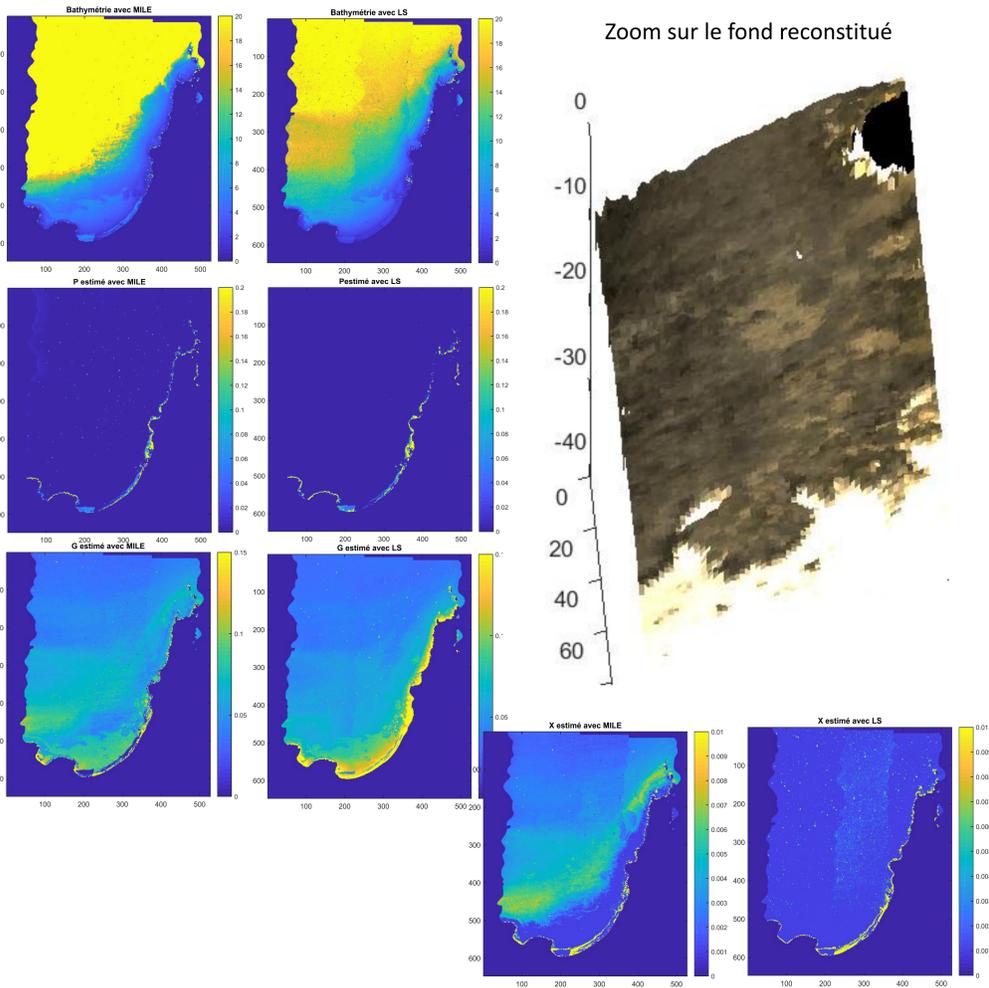
$$\hat{\Delta}_{MILEBI}(r) = \underset{\Delta}{\operatorname{argmax}} \left\{ |\Gamma(\Delta)|^{-1/2} e^{-\frac{1}{2}(r - \mu(\Delta))^t \Gamma(\Delta)^{-1} (r - \mu(\Delta))} \right\}$$



## Résultats d'estimation

Cartographie des paramètres  $\Delta = [H, P, G, X]$  à Porquerolles

Algorithme MILE



## Campagne de données



Zone côtière de Porquerolles

- Images aéroportées (Hytech Imaging)
- Relevés de qualité de l'eau ; bibliothèque spectrale
- Image des fonds robot Vortex (Ifremer)

## Précision de l'estimation

Estimation théorique de la précision : bornes de Frechet-Darmois-Cramer-Rao  
Les BCR donnent une borne inférieure pour la variance d'estimation à partir de l'inverse de la matrice d'information (3)

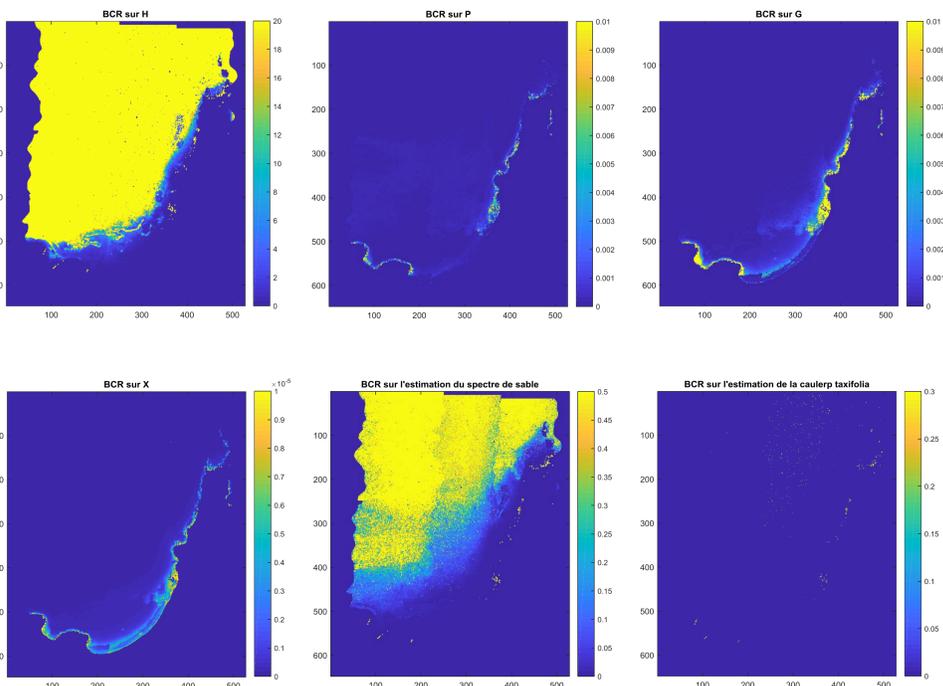
$$\mathbb{E} \left[ (\hat{\Delta}_i(r_{rs}) - \Delta_i)^2 \right] \geq [CRB(\Delta)]_{i,i} \quad [F(\Delta)]_{i,j} = \mathbb{E} \left[ \frac{\partial \ln(P(r_{rs}|\Delta))}{\partial \Delta_i} \frac{\partial \ln(P(r_{rs}|\Delta))}{\partial \Delta_j} \right]$$

Expression générale de l'information de Fisher :

$$[F(\Delta)]_{i,j} = \frac{1}{2} \operatorname{tr} \left( \Gamma_s^{-1} \frac{\partial \Gamma_s}{\partial \Delta_i} \Gamma_s^{-1} \frac{\partial \Gamma_s}{\partial \Delta_j} \right) + \frac{\partial \mu}{\partial \Delta_i} \Gamma_s^{-1} \frac{\partial \mu}{\partial \Delta_j}$$

Cartographie des BCR dans la zone de Porquerolles

- Estimation de la qualité de l'eau et des coefficients de fonds avec LS, MILE ou MILEBI
- Calcul des BCR correspondant à ces paramètres (-> BCR estimées)



## Conclusion

- Campagne de données Porquerolles 2017
- Estimation robuste des fonds à partir d'une bibliothèque spectrale
- Calcul des bornes minimales d'erreur
- Résultats partiels du projet (autres travaux : modèle de transfert radiatif avancé + dé-mélange)
- Perspectives : Comparaison avec une vérité terrain

(1) Z. Lee, K. L. Carder, C. D. Mobley, R. G. Steward, and J. S. Patch, « Hyperspectral remote sensing for shallow waters : 2, deriving bottom depths and water properties by optimization », Appl. Opt. 38, 3831-3843 (1999)

(2) S. Jay, M. Guillaume, A. Minghelli, Y. Deville, M. Chami, et al., Hyperspectral remote sensing of shallow waters: Considering environmental noise and bottom intra-class variability for modeling and inversion of water reflectance. Remote Sensing of Environment, Elsevier, 2017, 200, pp.352 - 367. <10.1016/j.rse.2017.08.020> - <insu-01584930>

(3) S. Jay, M. Guillaume, M. Chami, A. Minghelli, Y. Deville, B. Lafrance, and V. Serfaty, "Predicting minimum uncertainties in the inversion of ocean color geophysical parameters based on Cramer-Rao bounds," Opt. Express 26, A1-A18 (2018)