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



¹ Aix Marseille Univ., CNRS, Centrale Marseille, Institut Fresnel UMR 7249, 13013 Marseille, France ; ² Univ. de Toulon, Seatech, LSIS UMR 7296, 83041 Toulon, France; ³ LATMOS, Univ. Pierre et Marie Curie - UMR CNRS 8190, OCA de Nice, Boulevard de l'Observatoire CS 34229 06304 Nice Cedex 4, France, ⁴ C-S SI, rue brindejonc des moulinais 31500 Toulouse, ⁵ IRAP, OMP, Univ. Paul Sabatier Toulouse 3, 14 Av. Edouard Belin, 31400 Toulouse, France, 6 DGA, MRIS, 60 boulevard Martial Valin - CS 21623 75509 PARIS Cedex 15

M. Guillaume¹, S. Jay¹, A. Minghelli², M. Chami³, B. Lafrance⁴, Y. Deville⁵, V. Serfaty⁶



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

Campagne de données



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

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

Paramètres bio-optiques

 $a(\lambda) = a_w(\lambda) + [a_0(\lambda) + a_1(\lambda)\ln P]P + Ge^{-0.015(\lambda - 440)}$ $r_{\infty}(\lambda) = \left(0.084 + 0.17 \frac{b_b(\lambda)}{a(\lambda) + b_b(\lambda)}\right) \frac{b_b(\lambda)}{a(\lambda) + b_b(\lambda)}$ $b_b(\lambda) = b_{b,w}(\lambda) + X\left(\frac{550}{\lambda}\right)^{0.5}$ $k_d(\lambda) = \frac{a(\lambda) + b_b(\lambda)}{\cos \theta_s}$ $k_u^b(\lambda) = 1.04(a(\lambda) + b_b(\lambda)) \left(1 + 5.4 \frac{b_b(\lambda)}{a(\lambda) + b_b(\lambda)}\right)^{0.5}$ $\rho_b(\lambda) = B_1 \rho_{b,1}(\lambda) + B_2 \rho_{b,2}(\lambda)$ Paramètres à estimer $k_u^c(\lambda) = 1.03(a(\lambda) + b_b(\lambda)) \left(1 + 2.4 \frac{b_b(\lambda)}{a(\lambda) + b_b(\lambda)} \right)^{0.5}$ $\Delta = [\boldsymbol{H}, \boldsymbol{P}, \boldsymbol{G}, \boldsymbol{X}, \boldsymbol{B}_1, \boldsymbol{B}_2]$

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

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

K_b, **K**_c: matrices d'atténuation

Bruit et variabilité intrinsèque

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

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





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⁾

$$\mathbb{E}\left[\left(\widehat{\Delta}_{i}(\boldsymbol{r}_{rs}) - \Delta_{i}\right)^{2}\right] \geq \left[\boldsymbol{CRB}(\Delta)\right]_{i,i} \qquad \left[\boldsymbol{I}_{F}(\Delta)\right]_{i,j} = \mathbb{E}\left[\frac{\partial \ln(\mathbb{P}(\boldsymbol{r}_{rs}|\Delta))}{\partial \Delta_{i}} \frac{\partial \ln(\mathbb{P}(\boldsymbol{r}_{rs}|\Delta))}{\partial \Delta_{j}}\right]$$

Expression générale de l'information de Fisher :

 $\widehat{\Delta}_{MILE}(\boldsymbol{r}) = \operatorname{argmax}(\boldsymbol{r} - \boldsymbol{\mu}(\Delta))^{t} \boldsymbol{\Gamma}_{S}^{-1}(\boldsymbol{r} - \boldsymbol{\mu}(\Delta))$

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

| Wa | | | 1 | | 1 |
|-------------|--------------------------------|-----------------------------------|--|--------------------------------|--|
| ਿੱ 700 | | | and the second | | and the second sec |
| ngth 009 | | | and the second | and the second second | he mandeline and the second second |
| ete 500 | | ····· | | | en for a second |
| Wa | | | | / | / |
| (백 700 | | | | | and the second sec |
| ngth 009 | | | | | and the second second |
| eley 200 | | | | | a ang fana ana ang kana |
| Wa | | | 1 | / | \sim |
| | 500 600 700 Wavelength (nm) | 500 600 700 Wavelength (nm) | 500 600 700 Wavelength (nm) | 500 600 700 Wavelength (nm) | 500 600 700 Wavelength (nm) |
| | | | | | |
| | | 10 ⁻⁷ 10 ⁻⁶ | 10 ⁻⁵ 10 ⁻ | 4 10 ⁻³ | |

Résultats d'estimation

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





$[\boldsymbol{I}_{F}(\boldsymbol{\Delta})]_{i,j} = \frac{1}{2} \operatorname{tr} \left(\boldsymbol{\Gamma}_{s}^{-1} \frac{\partial \boldsymbol{\Gamma}_{s}}{\partial \Delta_{i}} \boldsymbol{\Gamma}_{s}^{-1} \frac{\partial \boldsymbol{\Gamma}_{s}}{\partial \Delta_{i}} \right) + \frac{\partial \boldsymbol{\mu}}{\partial \Delta_{i}} \boldsymbol{\Gamma}_{s}^{-1} \frac{\partial \boldsymbol{\mu}}{\partial \Delta_{i}}$

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)







- 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 + démélange)
- Perspectives : Comparaison avec une vérité terrain
- (1) Z. Lee, K. L. Carder, C. D. Mobley, R. G. Stewerad, and J. S. Patch, « Hyperspectral remote sensing for shallow waters : 2, deriving bottom depths and water porperpties 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)