METHODES STATISTIQUES POUR LA CARTOGRAPHIE DE ZONES CÔTIERES A PARTIR D'IMAGES HYPERSPECTRALES DE TELE-DETECTION

Sylvain JAY
sylvain.jay@irstea.fr

Mireille GUILLAUME
mireille.guillaume@fresnel.fr

Ecole Centrale Marseille, CNRS, Aix Marseille Université, Institut Fresnel, UMR 7249, 13013 Marseille, France

Contexte

Modèle semi-analytique de réflectance subsurface: $\boldsymbol{r} = \boldsymbol{r}_\infty + \boldsymbol{K_B}\boldsymbol{r}_{0,B} + \boldsymbol{K_C}\boldsymbol{r}_\infty$

$\boldsymbol{r}_\infty$: réflectance d'une colonne d'eau infinie; $\boldsymbol{r}_{0,B}$: réflectance du fond; $\boldsymbol{K_B}$, $\boldsymbol{K_C}$: matrice d'atténuation de la colonne d'eau.

L'estimation des paramètres caractéristiques de la colonne d'eau, un problème inverse:

Observation $\boldsymbol{r}$ → $\boldsymbol{r}_\infty$, $\boldsymbol{K_B}$, $\boldsymbol{K_C}$ → Absorption $\boldsymbol{a}$, Rétro-diffusion $\boldsymbol{b_b}$ → Vecteur de paramètres $\boldsymbol{\theta} = (H, C_{PHY}, C_{CDOM}, C_{NAP})$

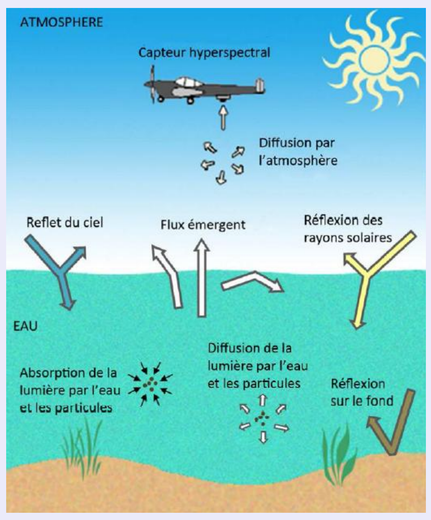


Figure: *Interactions entre lumière, atmosphère, eau et fond.*

Méthodes classiques d'estimation de paramètres de la colonne d'eau :
- Méthodes pixel à pixel,
- Non prise en compte des corrélations spatiales et spectrales.

Méthode du maximum de vraisemblance proposée dans [1]:

$$\widehat{\boldsymbol{\theta}}_{ML}(\boldsymbol{\chi_N}) = \underset{\boldsymbol{\theta}}{\operatorname{argmax}}\, \mathrm{P}(\boldsymbol{\chi_N}|\boldsymbol{\theta}) = \underset{\boldsymbol{\theta}}{\operatorname{argmax}} \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^L|\boldsymbol{\Gamma}|}^N} e^{-\frac{1}{2}\Sigma(\boldsymbol{r}_{ij}-\boldsymbol{\mu})^t\boldsymbol{\Gamma}^{-1}(\boldsymbol{r}_{ij}-\boldsymbol{\mu})}$$

où $\boldsymbol{\mu} = \boldsymbol{\mu}(\boldsymbol{\theta})$, $\boldsymbol{\Gamma} = \boldsymbol{\Gamma}(\boldsymbol{\theta})$, et $\chi_N = \{\boldsymbol{r}_{11}, \ldots, \boldsymbol{r}_{Ni\,Nj}\}$ une petite zone de l'HSI contenant $N = N_i \times N_j$ observations supposées i.i.d.

→ Problème: $\boldsymbol{\theta}$ est supposé constant sur cet ensemble ⇒ diminution de la résolution spatiale.

Estimation non-stationnaire pour la cartographie des paramètres de la colonne d'eau [2]

Estimation locale:

Hypothèses: Dans l'imagette χ_N, (a) La profondeur varie localement de façon linéaire, et (b) La turbidité de l'eau est localement homogène.

⇒ Les pixels ne sont plus i.i.d., et on a donc: $$\mathrm{P}(\chi_\mathrm{N}|\boldsymbol{\theta}) = \prod_{i,j}^{N_i,N_j} \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^L|\boldsymbol{\Gamma}_{ij}|}} e^{-\frac{1}{2}(\boldsymbol{r}_{ij}-\boldsymbol{\mu}_{ij})^t\boldsymbol{\Gamma}_{ij}^{-1}(\boldsymbol{r}_{ij}-\boldsymbol{\mu}_{ij})}$$

Au pixel (i,j), H est modélisé par $H_{ij} = A \times i + B \times j + H_0$ et le nouveau vecteur de paramètres est donc $\boldsymbol{\theta}=(A, B, H_0, C_{PHY}, C_{CDOM}, C_{NAP})$.

Extension à la cartographie:

1. Maillage carré de l'HSI et,
2. Pour chaque imagette χ_N :
   - Estimation des paramètres avec H linéaire par morceaux (voir ci-contre) → *ex:* $\widehat{H}_{LIN}$,
   - Estimation des paramètres avec H constant → *ex:* $\widehat{H}_{STD}$.
3. Moyenne pondérée des 2 cartes obtenues en fonction de la profondeur considérée
   - $H \downarrow$ ⇒ SNR ↑ ⇒ Poids de H_{LIN} ↑ et poids de H_{STD} ↓
   - $H \uparrow$ ⇒ SNR ↓ ⇒ Poids de H_{LIN} ↓ et poids de H_{STD} ↑

⇒ Carte multi-résolution de la profondeur.

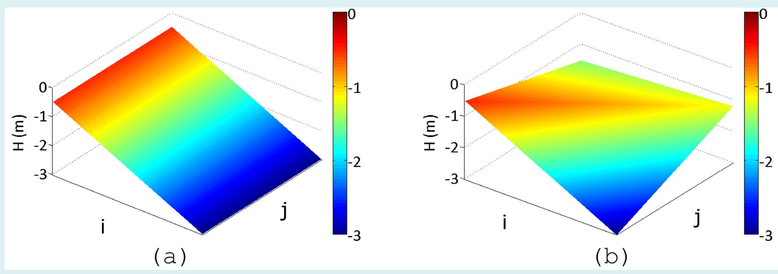
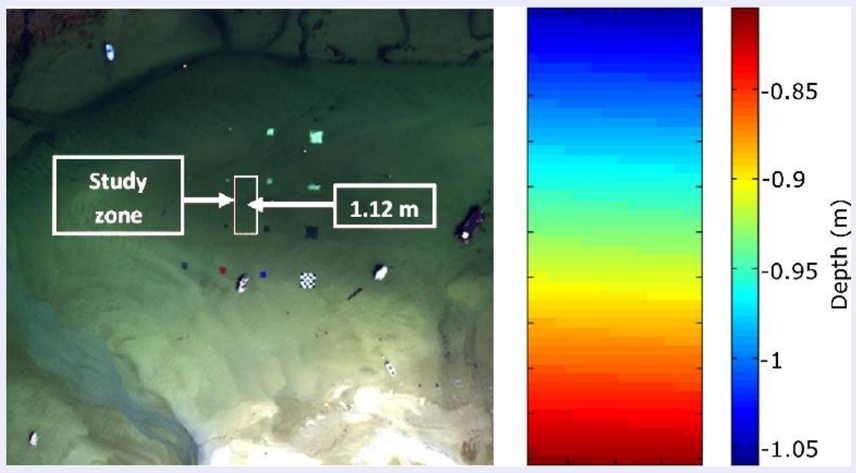


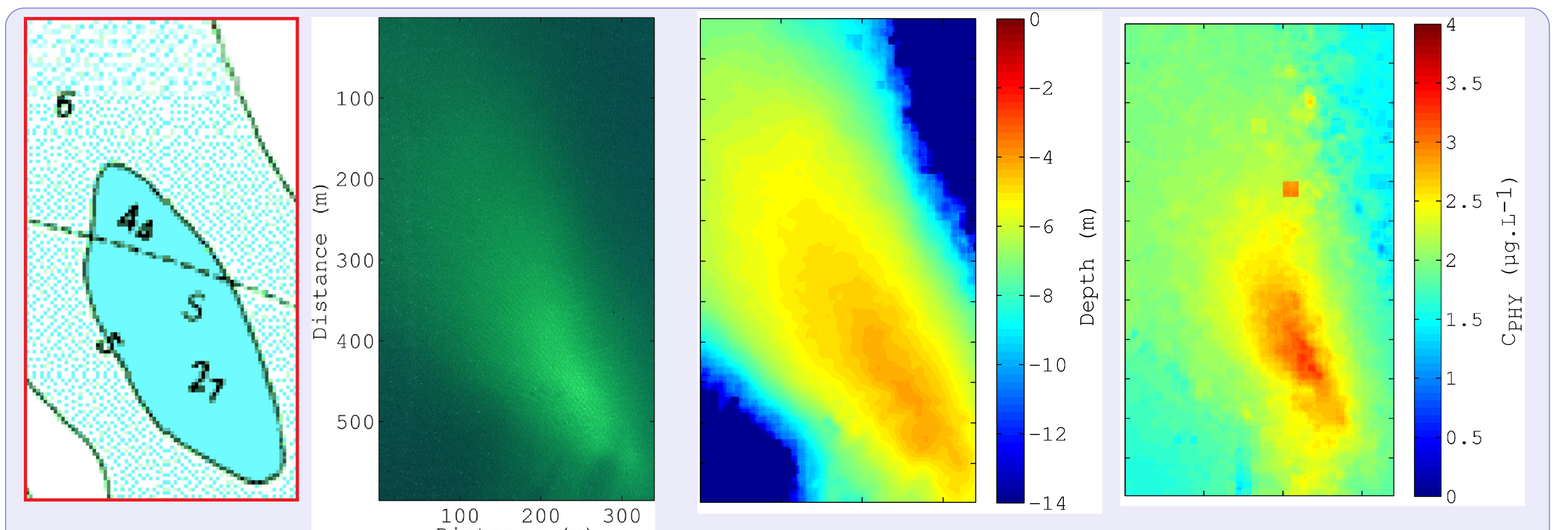
Figure: *Modèle de profondeur variable: (a) Modèle linéaire, et (b) Modèle linéaire par morceaux.*

Quelques résultats



(a) (b)

Figure: *Résultats d'estimation locale de la profondeur: (a) Image RGB reconstruite, et (b) Bathymétrie estimée.*



(a) (b) (c) (d)

Figure: *Résultats de cartographie: (a) Profil bathymétrique vrai, (b) Image RGB reconstruite, (c) Bathymétrie estimée, et (d) Distribution du phytoplancton estimée.*

Groupe hyperspectral

3ème colloque scientifique de la SFPT-GH – 15-16 mai 2014 - Porquerolles

Pour plus d'informations

[1] S. Jay, M. Guillaume, J. Blanc-Talon. "Underwater target detection with hyperspectral data: solutions for both known and unknown water quality. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing,* vol. 5, no. 4, pp. 1213-1221., 2012.

[2] S. Jay, M. Guillaume. "A novel maximum likelihood based method for mapping depth and water quality from hyperspectral remote-sensing data". *Remote Sensing of Environment,* vol. 147, pp. 121-132, 2014.

* S. Jay. "Estimation et détection en imagerie hyperspectrale: application aux environnements côtiers. Ph.D. thesis. Ecole Centrale Marseille. 2012.