

Apport de l'imagerie hyperspectrale pour la caractérisation optique des eaux issues de rejets industriels

L. Zaugg^{1,2}, R. Marion¹, M. Chami³, X. Briottet⁴, L. Roupioz⁴

¹CEA/DAM/DIF, F-91297 Arpajon, France

²Université Paris-Saclay, École Doctorale STIC (n° 504)

³Sorbonne Université, Laboratoire Lagrange, Observatoire Côte d'Azur, France

⁴ONERA, Université Fédérale de Toulouse, F-31055 Toulouse, France

Contexte et objectif



Étude des bassins contenant des eaux issues de rejets industriels

- Industrie = source majeure de rejets dans l'écosystème aquatique (Flörke et al., 2013)
- Composition chimique liée à la production de l'usine et au procédé (Sathya et al., 2022)
- Grande variété de types et formes de polluants (métaux, organiques, dissous, matières en suspension, colloïdes, etc.) (Goel, P.K., 2006)

Applications

- Environnement
- Suivi de pollutions

→ **But de la thèse : développer une méthode de traitement d'images hyperspectrales pour caractériser optiquement les eaux issues de rejets industriels dans des bassins**



Exemple de bassin d'une soudière dans l'est de la France

Plan

1. État de l'art
2. Modèle physique
3. Méthodologie
4. Validation sur données synthétiques
5. Application sur image réelle
6. Conclusions et perspectives

État de l'art

Étude des eaux naturelles

- Littérature importante
- Quantification et suivi de la qualité des eaux
- Modèles physiques
- Bases de données de propriétés optiques pour les constituants naturels

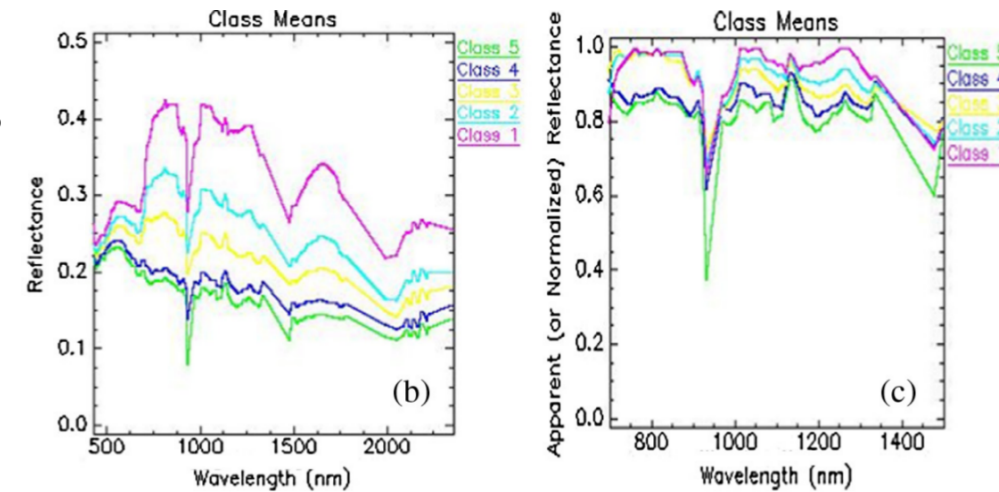
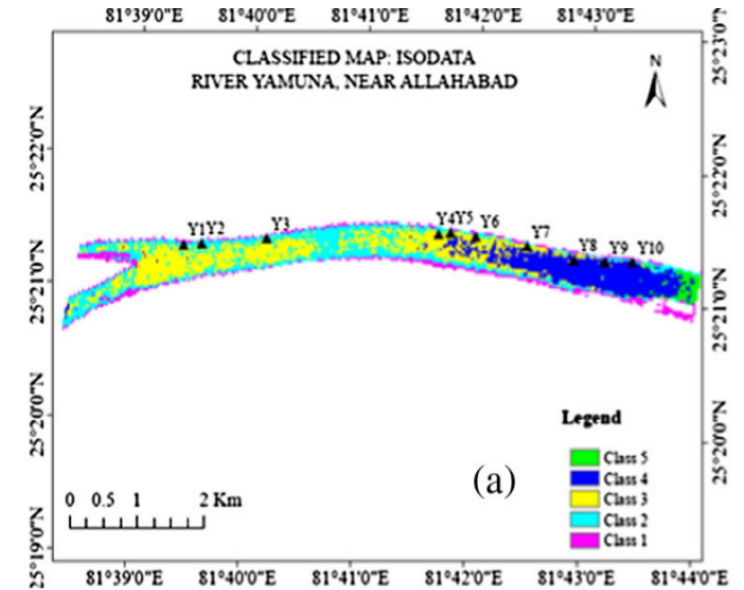
Étude des eaux industrielles

- Prélèvements à la source pour le suivi de rejets industriels
- Méthodes de détection par imagerie : modèles empiriques (régressions, réseaux de neurones, etc.)
- Pas de base de données de référence de propriétés optiques pour les polluants

Approche retenue pour la thèse :

→ **Utilisation d'un modèle physique**

→ **Estimation des coefficients spectraux d'absorption et de rétrodiffusion (IOP)**



Exemple de méthode empirique avec utilisation de classes d'eaux polluées à partir de mesures in situ (Kar et al., 2013)

Modèle physique [1/2]

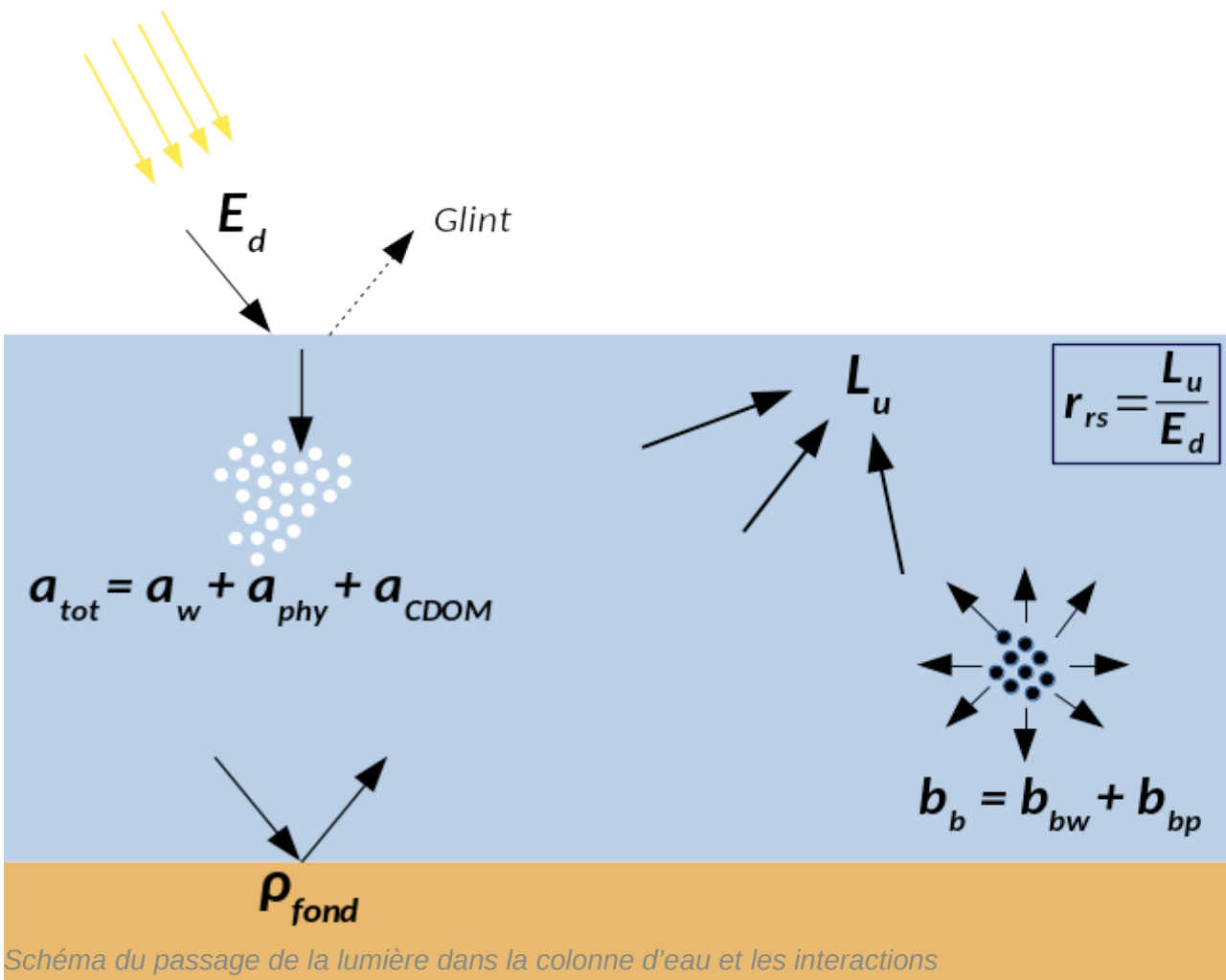


Schéma du passage de la lumière dans la colonne d'eau et les interactions

Modèle semi-analytique de Lee (Lee et al., 1999)

$$r_{rs}(\lambda) = r_{rs}^{deep}(\lambda) \left(1 - \exp \left\{ - \left[\frac{1}{\cos(\theta_w)} + \frac{D_u^C(\lambda)}{\cos(\theta)} \right] k(\lambda) H \right\} \right) + \frac{1}{\pi} \rho_{fond}(\lambda) \exp \left\{ - \left[\frac{1}{\cos(\theta_w)} + \frac{D_u^B(\lambda)}{\cos(\theta)} \right] k(\lambda) H \right\}$$

avec

$$k(\lambda) = a_{tot}(\lambda) + b_b(\lambda)$$

et

$$D_u^C(\lambda) = 1,03 (1 + 2,4 u(\lambda))^{0,5}$$

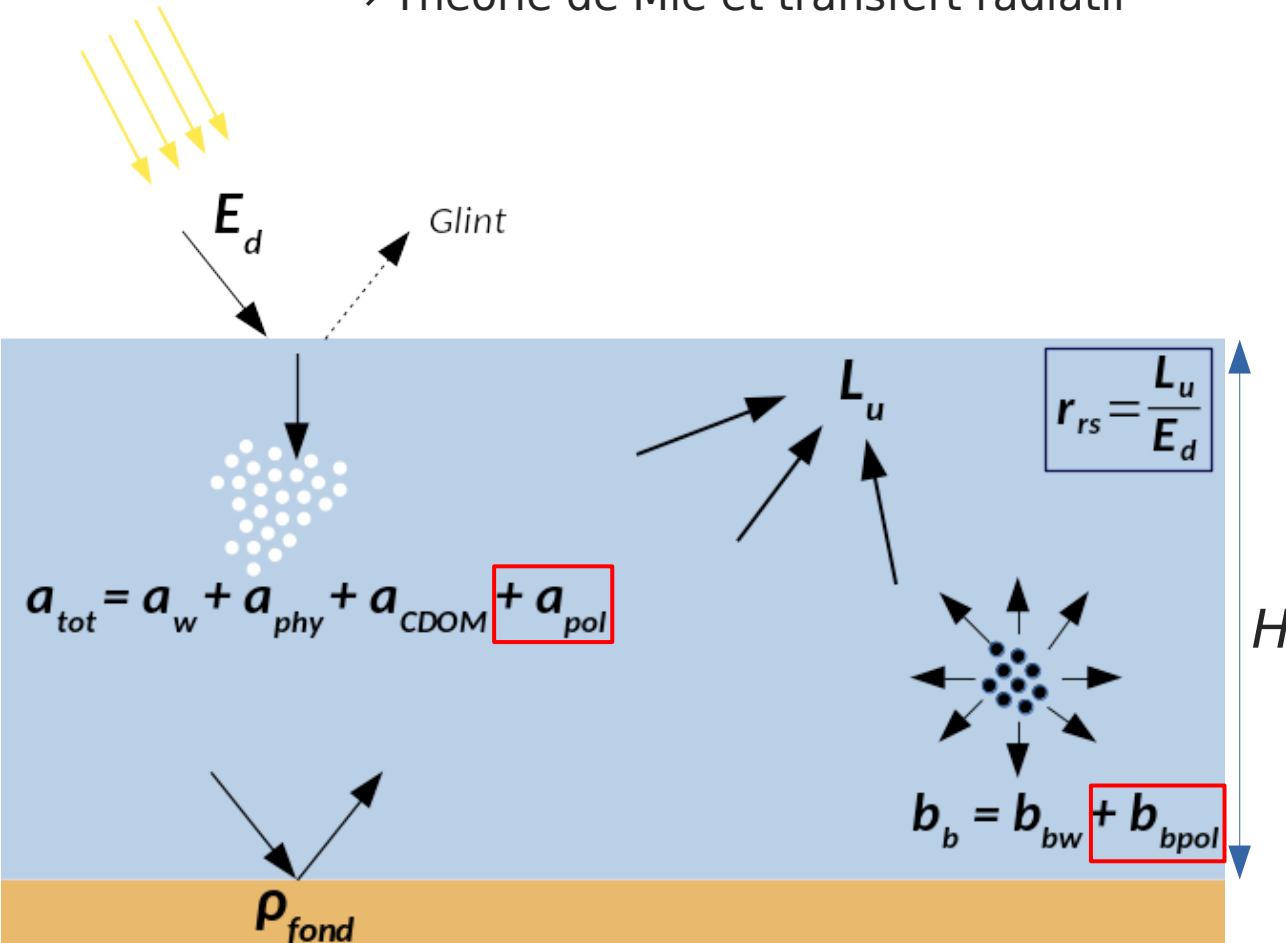
$$D_u^B(\lambda) = 1,04 (1 + 5,4 u(\lambda))^{0,5}$$

$$u(\lambda) = \frac{b_b(\lambda)}{a_{tot}(\lambda) + b_b(\lambda)}$$

Modèle physique [2/2]

Modifications apportées au cours de la thèse :

- Insertion d'un polluant : coefficient spectral d'absorption $a_{pol}(\lambda)$
- Prise en compte de la rétrodiffusion des grosses particules : $b_{bpol}(\lambda) = B_p \times \left(\frac{\lambda_0}{\lambda}\right)^Y$
→ Théorie de Mie et transfert radiatif



Paramètres scalaires du modèle :

$$\underline{\Phi}_{mono} = \{P, G, B_p, Y, B, H, C_{pol}\}$$

Paramètre vectoriel du modèle :

$$\underline{\Phi}_{multi} = \{a_{pol}(\lambda)\}$$

Pour un pixel :

- Plus d'inconnues que d'observations
- Problème mal posé

→ Inversion simultanée de plusieurs pixels

Méthodologie [1/2]



Au moins deux spectres $r_{rs}(\lambda)$
Réflectance du fond $\rho_{fond}(\lambda)$

1
Jeu de données

$C_{pol} = 0$
2
Initialisation
mono-pixel

Φ_{mono_init} pour chaque pixel

$C_{pol} = 1$
3
Initialisation
multi-pixel

Φ_{multi_init}

Hypothèses :

- P, G, B_p, Y, B, H et C_{pol} varient d'un pixel à l'autre
- Le spectre $a_{pol}(\lambda)$ est identique pour tous les pixels d'un même bassin
- $\rho_{fond}(\lambda)$ est mesurée sur l'image ou connue *a priori*

4
Inversion
mono-pixel

5
Inversion
multi-pixel

Φ_{mono}

Φ_{multi}

6
 $P, G, B_p, Y, B, H, C_{pol}$
pour chaque pixel et
 $a_{pol}(\lambda)$ pour tous les pixels

Cartographie :
inversion mono-pixel
étendue au bassin



Approche multi-pixel alternée

Deux groupes de variables

- Paramètres scalaires dépendants du pixel

$$\underline{\Phi}_{mono} = \left\{ P_1, P_2, \dots, P_m, G_1, G_2, \dots, G_m, B_{p1}, B_{p2}, \dots, B_{pm}, Y_1, Y_2, \dots, Y_m, \right. \\ \left. B_1, B_2, \dots, B_m, H_1, H_2, \dots, H_m, C_{pol1}, C_{pol2}, \dots, C_{polm} \right\}$$

- Paramètres spectraux indépendants du pixel

$$\underline{\Phi}_{multi} = \{ a_{pol}(\lambda_1), a_{pol}(\lambda_2), \dots, a_{pol}(\lambda_n) \}$$

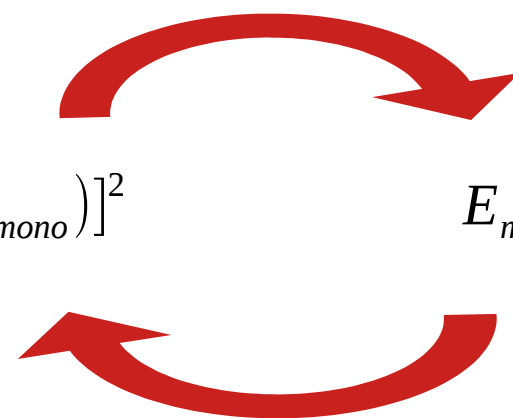
n : nombre de longueurs d'onde rrs : r_{rs} mesurée
 m : nombre de pixels rrs^{Lee} : r_{rs} modélisée

Inversion mono-pixel

$$E_{mono}(\underline{\Phi}_{mono}) = \sum_{i=1}^n [rrs_i - rrs_i^{Lee}(\underline{\Phi}_{mono})]^2$$

Inversion multi-pixel

$$E_{multi}(\underline{\Phi}_{multi}) = \sum_{i=1}^m \left(\sum_{j=1}^n [rrs_{ij} - rrs_{ij}^{Lee}(\underline{\Phi}_{multi})]^2 \right)$$

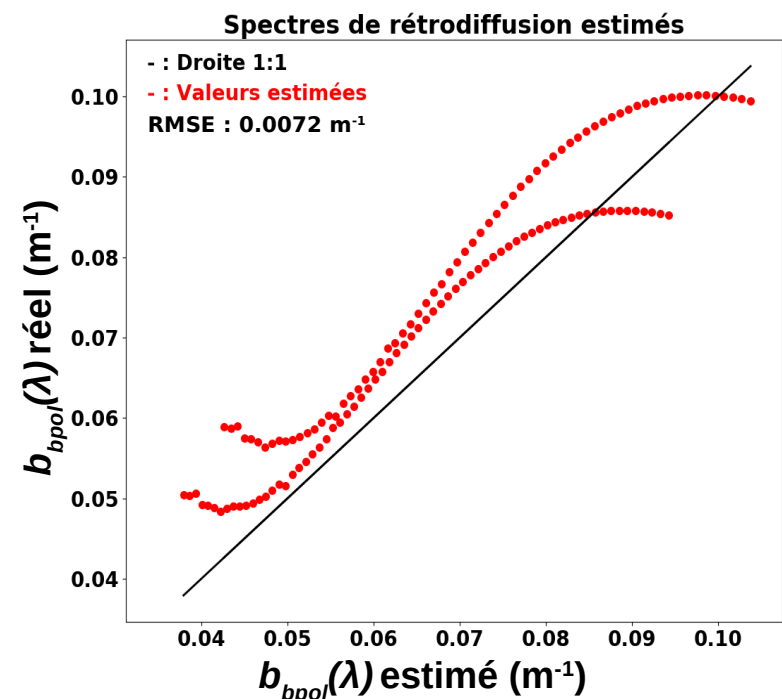
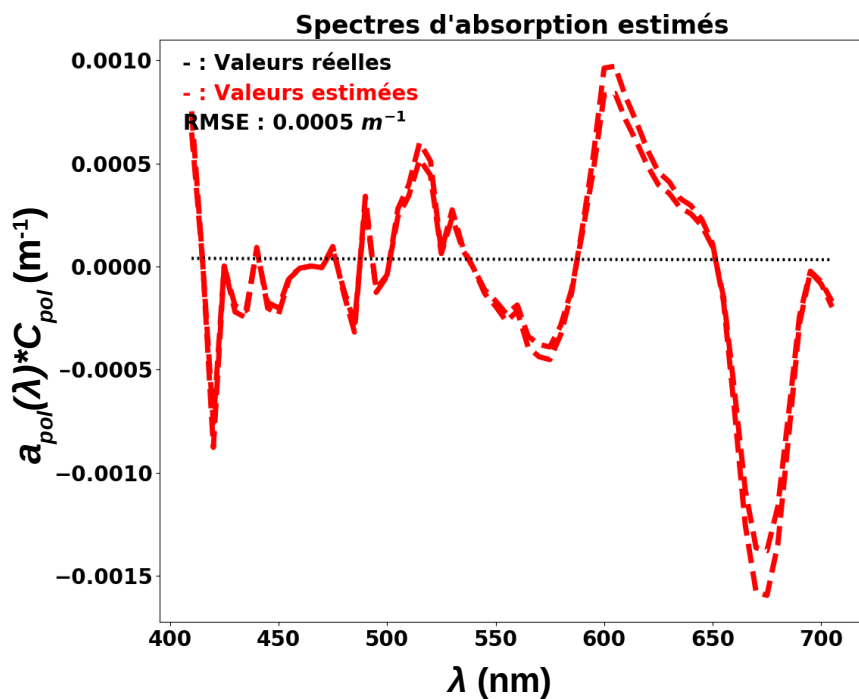
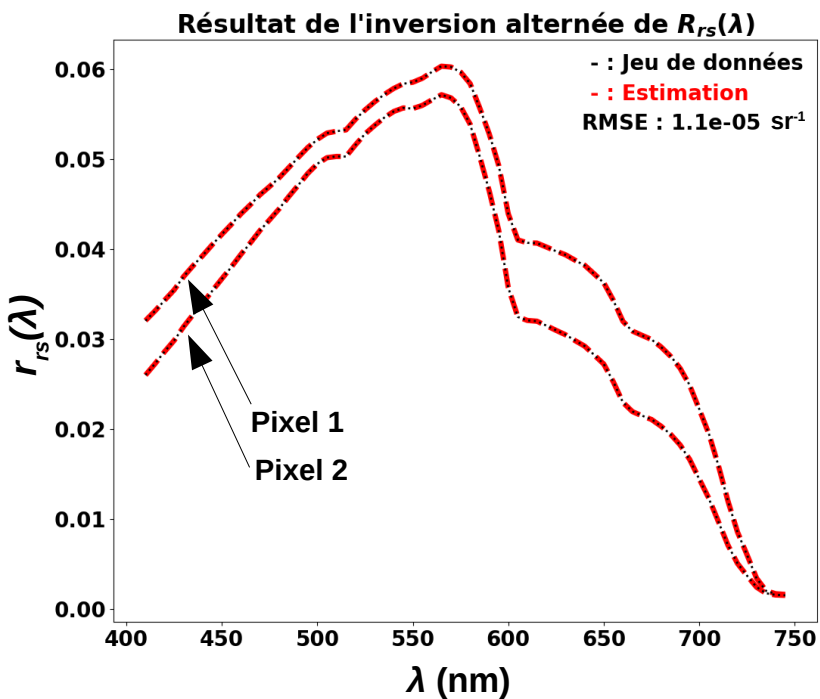




Validation sur données synthétiques : cas du gypse [1/2]

Données non bruitées (évaluation des erreurs dues au modèle)

→ Introduction de propriétés optiques de grosses particules de sulfate de calcium (gypse) dans le modèle (théorie de Mie)



→ Bonne estimation des spectres $r_{rs}(\lambda)$ (RMSE = $1,1 \cdot 10^{-5} \text{ sr}^{-1}$)

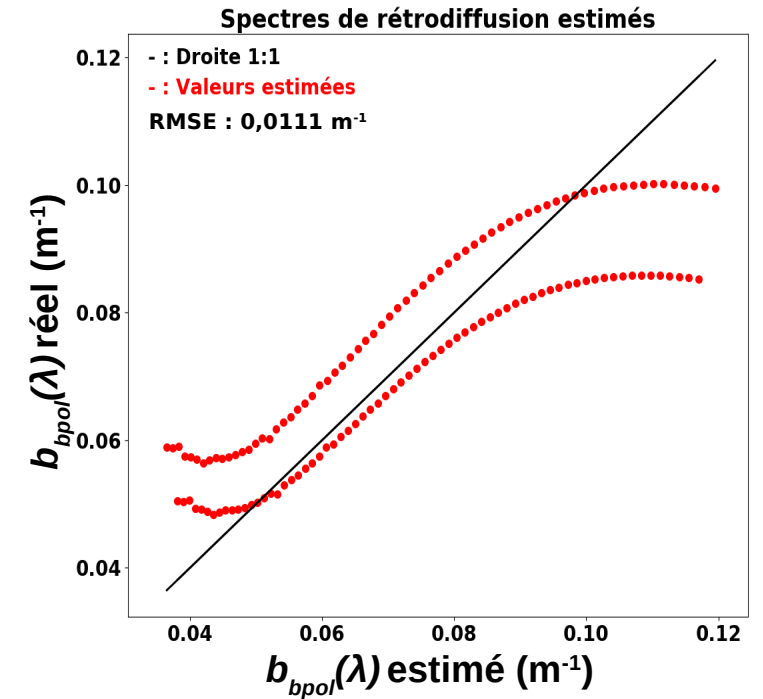
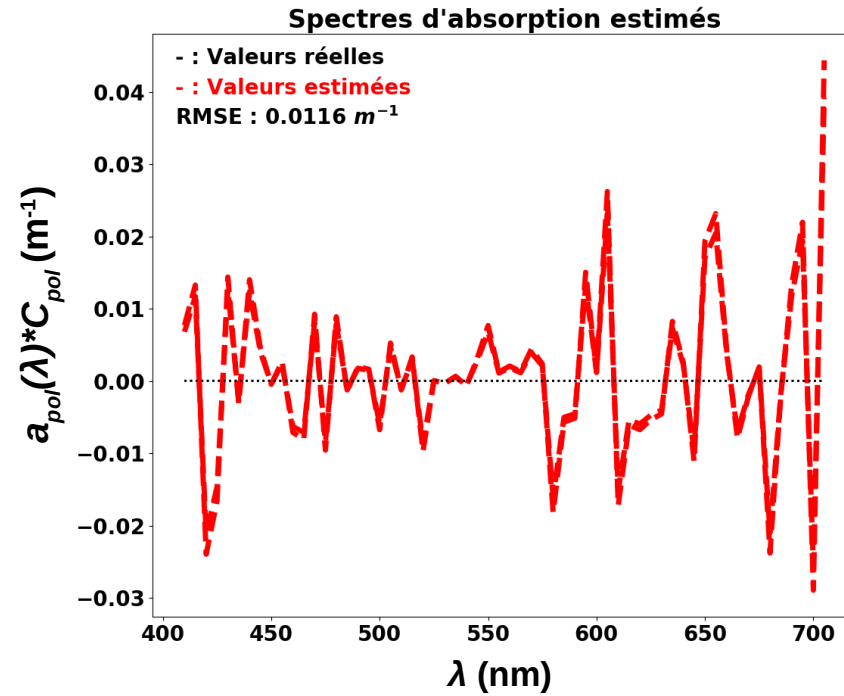
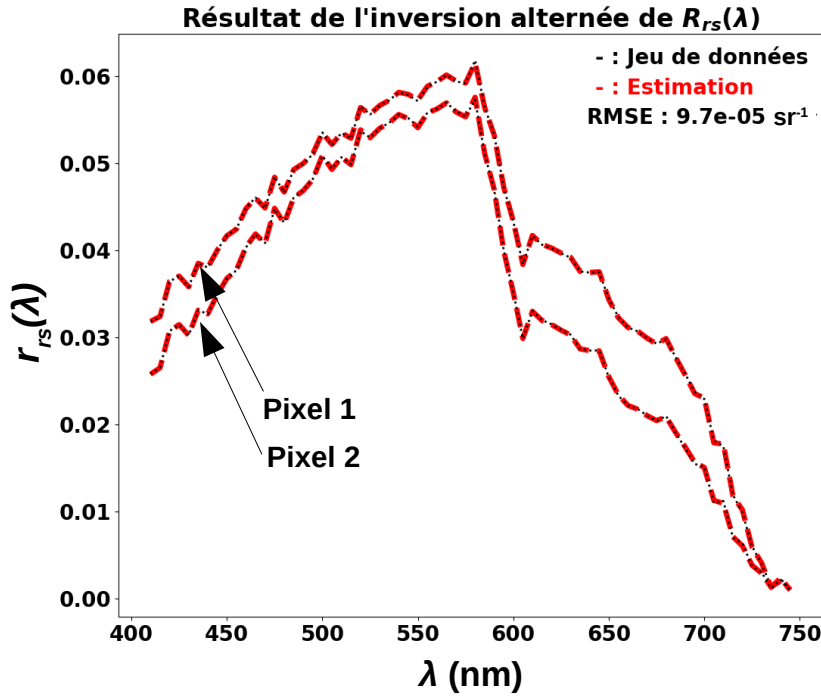
→ Bonne estimation de $a_{pol}(\lambda)$ avant 700 nm (RMSE = $5,0 \cdot 10^{-4} \text{ m}^{-1}$, signal proche de 0 au-delà)

→ Performance dégradée dues au modèle pour l'estimation de B_p et Y (RMSE = $7,2 \cdot 10^{-3} \text{ m}^{-1}$)



Validation sur données synthétiques : cas du gypse [2/2]

Données bruitées (évaluation des erreurs dues au bruit)



→ Bonne estimation des spectres $r_{rs}(\lambda)$ même en présence de bruit (RMSE = $9,70 \cdot 10^{-5} \text{ sr}^{-1}$)

→ L'estimation de $a_{pol}(\lambda)$ compense le bruit ajouté (RMSE dégradé : $1,16 \cdot 10^{-2} \text{ m}^{-1}$)

→ Impact du bruit sur Y et dégradation de l'estimation de $b_{bpol}(\lambda)$ (RMSE = $1,11 \cdot 10^{-2} \text{ m}^{-1}$)

Application sur image réelle [1/3]



- Soudière
 - Rejets de sulfates et de chlorures
 - Bassins turbides avec une couleur singulière
 - Fond = sulfates (gypse)
- Mesures
 - Mesures terrain (spectromètre ASD 0,4-2,5 μm)
 - Mesures aéroportées (caméra Hypspx 0,4-1,0 μm)
 - Analyses chimiques fournies par les industriels

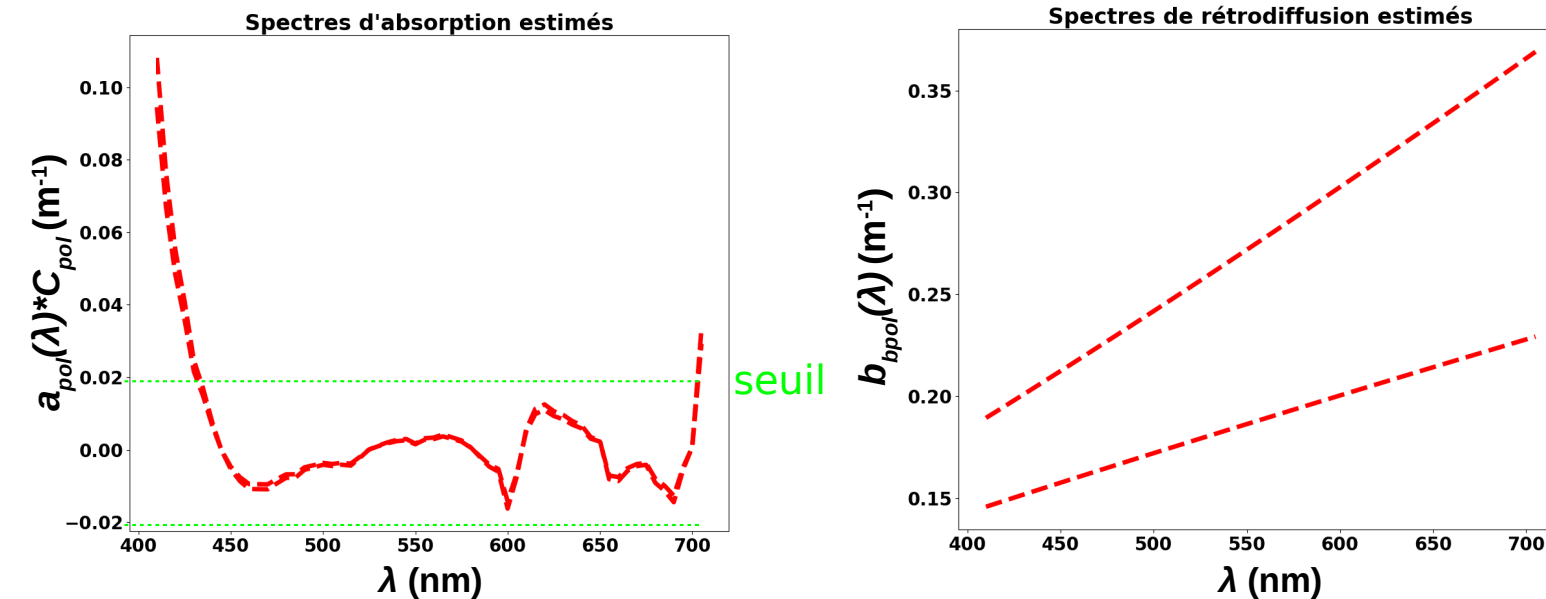


Image hyperspectrale d'une soudière (caméra Hypspx 0,4 - 1,0 μm)

Application sur image réelle : spectres [2/3]

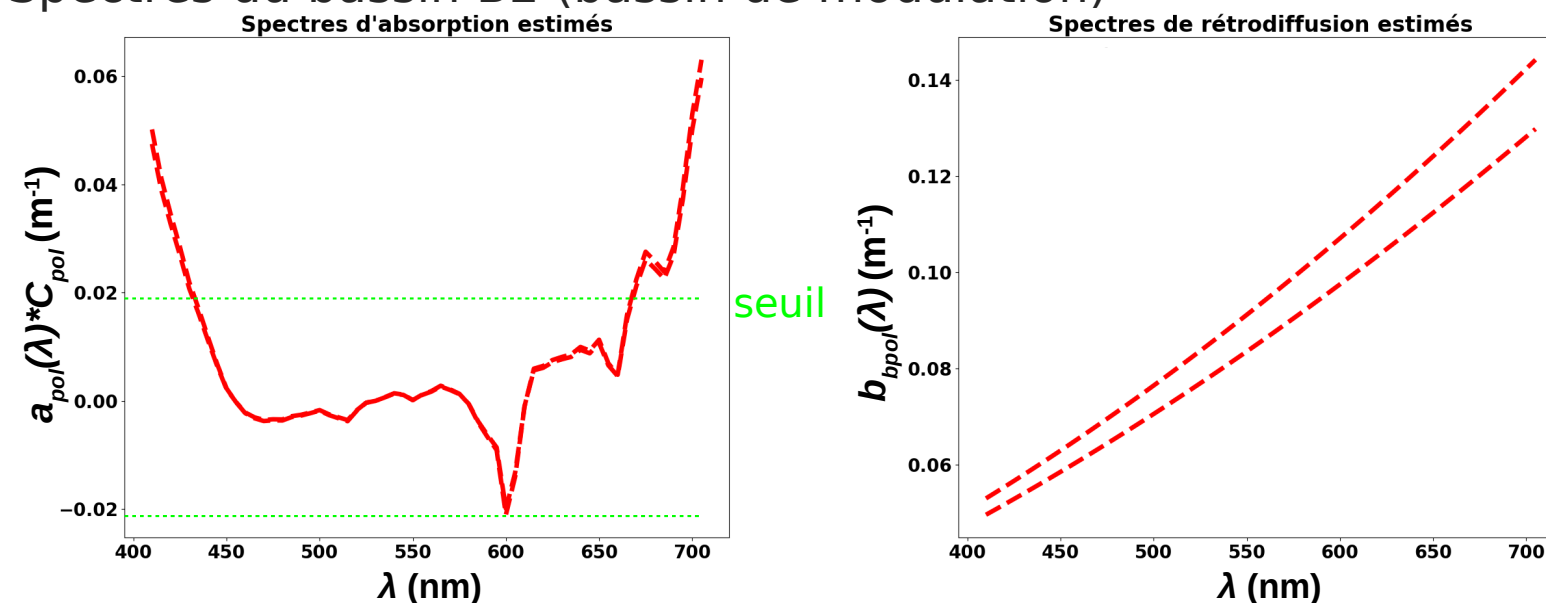


Spectres du bassin B1 (bassin de décantation)



- Absorption estimée non significative par rapport au seuil, excepté entre 400 et 450 nm (chlorures ?)
- $b_{bpol}(\lambda)$ croissants (grosses particules ?)
- Valeurs de $b_{bpol}(\lambda)$ jusqu'à $0,4 m^{-1}$

Spectres du bassin B2 (bassin de modulation)



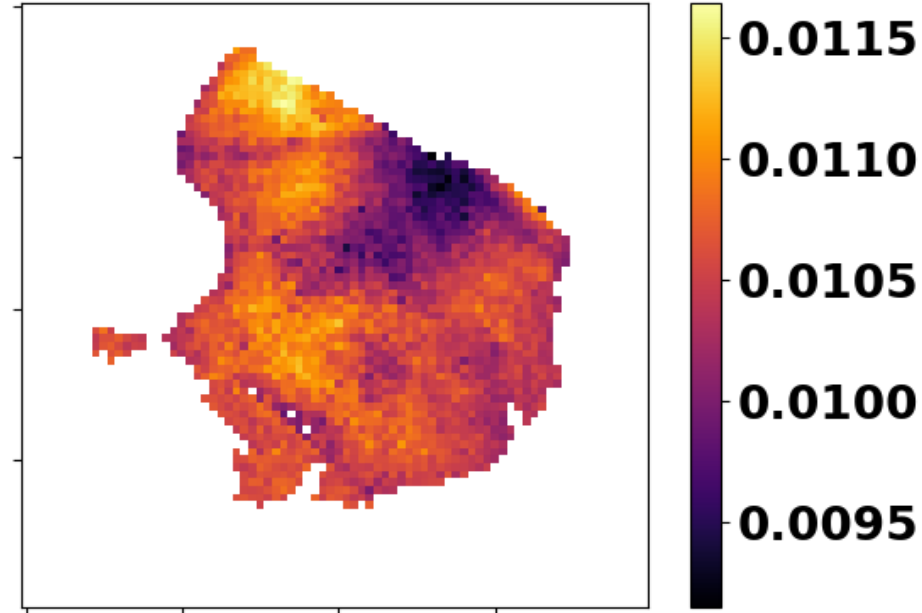
- Spectres d'absorption proches de ceux du bassin B1
- Spectres de rétrodiffusion croissants mais valeurs plus faibles que pour B1

Application sur image réelle : cartographie [3/3]

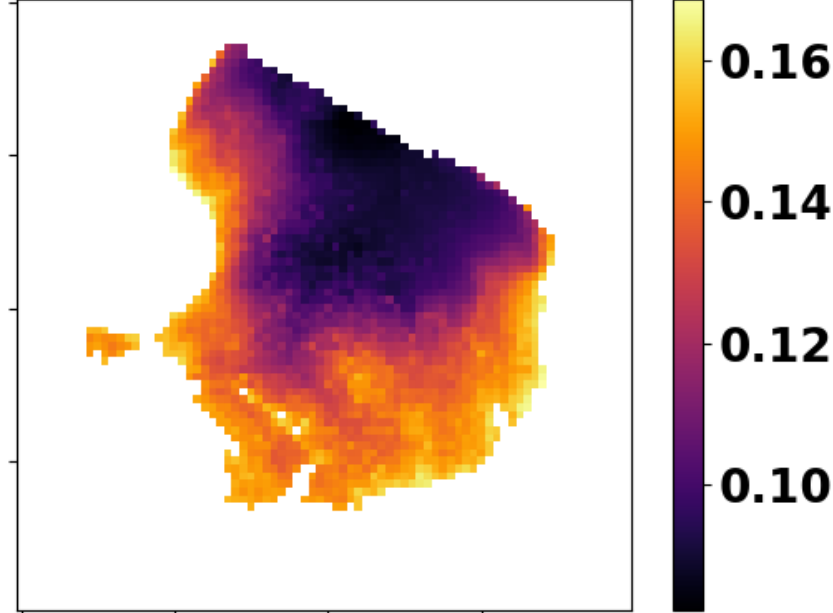


Cartographies du bassin B1 (bassin de décantation)

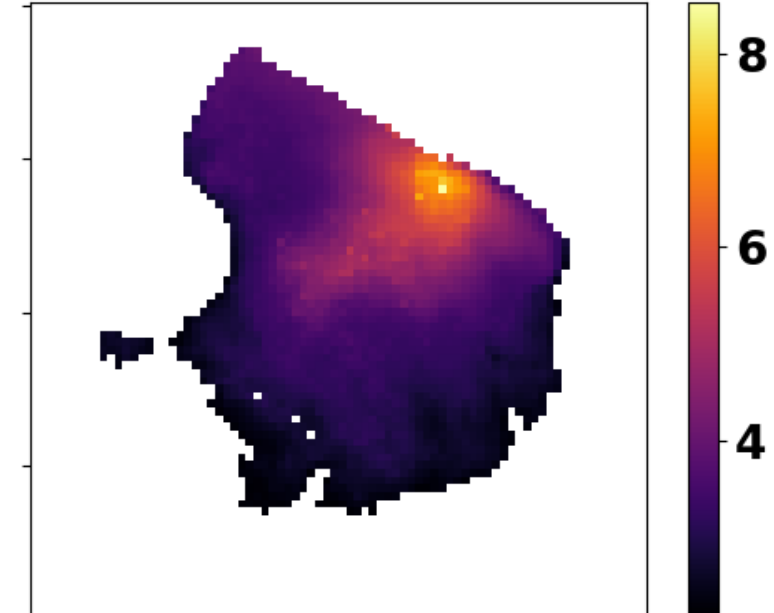
$a_{pol}(440)*C_{pol} (m^{-1})$



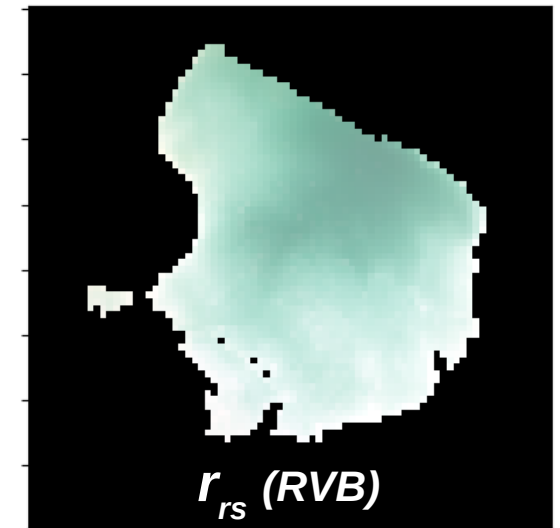
$B_{bpol}(550) (m^{-1})$



$H (m)$



- Faible variation de $a_{pol}(440)*C_{pol}$ au sein du bassin
 - Forte variation de $b_{bpol}(550)$ au sein du bassin
 - Profondeur estimée cohérente avec le profil du bassin
- Cartographie des propriétés optiques des bassins



Conclusions et perspectives



Conclusions

- Polluant introduit dans un modèle de transfert radiatif dans la colonne d'eau (absorption, rétrodiffusion des grosses particules)
- Méthode inverse originale développée et validée (approche physique, prise en compte d'un polluant, inversion multi-pixel alternée)
 - ➔ Détection d'un polluant
 - ➔ Caractérisation possible des propriétés optiques des bassins industriels
 - ➔ Cartographie des propriétés optiques dans un bassin
 - ➔ Identification difficile en raison du manque de base de données de propriétés optiques de polluants

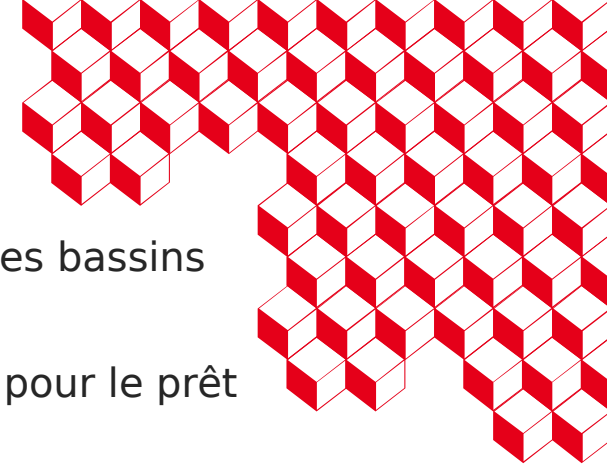
Perspectives

- Établissement d'une cartographie étendue aux sites (en cours)
- Analyse des erreurs et définition des seuils de détection (en cours)
- Mise en place d'une base de données de propriétés optiques de polluants pour le suivi de sites d'intérêt (e.g. métaux lourds, acides, etc.)



Remerciements

- Les industriels pour leur accueil et le partage des informations sur les bassins
- Le LPGN pour l'acquisition des images
- Le SNO PHOTONS/AERONET-EARLINET, composante de l'IR ACTRIS, pour le prêt du microtops pour les corrections atmosphériques



Merci

Flörke, M., Kynast, E., Bärlund, I., Eisner, S., Wimmer, F., and Alcamo, J. (2013). Domestic and industrial water uses of the past 60 years as a mirror of socio-economic development: A global simulation study. *Glob. Environ. Change*, 23 (1): 144-156

Goel, P. K. (2006). *Water pollution: causes, effects and control*. New Age International

Kar, S., Rathore, V., Champati ray, P., Sharma, R., and Swain, S. (2016). Classification of river water pollution using hyperion data. *Journal of Hydrology*, 537: 221-233

Lee, Z., Carder, K. L., Mobley, C. D., Steward, R. G., and Patch, J. S. (1999). Hyperspectral remote sensing for shallow waters: 2. deriving bottom depths and water properties by optimization. *Appl. Opt.*, 38 (18): 3831-3843

Sathya, K., Nagarajan, K., Carlin Geor Malar, G., Rajalakshmi, S., and Raja Lakshmi, P. (2022). A comprehensive review on comparison among effluent treatment methods and modern methods of treatment of industrial wastewater effluent from different sources. *Appl. Water Sci.* 12 (70)