
Comment estimer les propriétés de surface de manière robuste pour un cube hyperspectral complet ?

François Andrieu*¹, Frederic Schmidt , and Guillaume Cruz Mermey

¹Géosciences Paris Saclay – Institut National des Sciences de l’Univers, Université Paris-Saclay, Centre National de la Recherche Scientifique, Centre National de la Recherche Scientifique : UMR8148, Université Paris-Saclay : UMR8148, Institut National des Sciences de l’Univers : UMR8148 – France

Résumé

Ce travail se place dans le cadre de l’étude de la surface glacée d’Europe, satellite de Jupiter. Sa surface, une des plus jeune du système solaire, est le théâtre de nombreux processus actifs, avec une potentielle exposition de matériel provenant de l’océan global sous la croûte gelée (1). Pour comprendre ces processus, il est nécessaire de bien caractériser la composition chimique de la surface, ainsi que ses propriétés microphysiques (taille de grains, abondance, texture).

La première étape est de déterminer quels composés chimiques sont présents ou non en surface. Une première étude sur un spectre de référence de l’ensemble des combinaisons possibles de 3, 4, et 5 composés nous a d’abord permis de montrer que sur 15 composés chimiques proposées par de précédentes études, au moins 4 sont nécessaires pour reproduire correctement les données : la glace d’eau, l’acide sulfurique octahydrate (SAO), ainsi que deux autres composés tel que des sulfates hydratés ou des sels de chlore qu’il n’est pas possible de distinguer formellement (2).

L’objectif de ce travail est de passer d’un spectre isolé à la totalité d’un cube hyperspectral. Nous avons testé deux méthodes distinctes d’inversions de données (3) : une méthode de descente de gradient (4) et une méthode bayésienne Monte Carlo (5, 6). Nous avons montré que les méthodes classiques de descente de gradient ne permettaient pas d’aboutir à la bonne solution, même en initialisant sur une solution approchée (3). En effet les fortes non-linéarités du transfert radiatif et le nombre important de combinaisons de paramètres permettent de reproduire les données de manière satisfaisante rendent les résultats de l’optimisation quasi-aléatoire (3). En revanche, méthodes bayésiennes MCMC permettent de résoudre ce problème au détriment d’un coût de calcul très important.

L’inversion bayésienne sur l’ensemble d’un cube hyperspectral qui semble s’imposer pose néanmoins un certain nombre de défis : (1) le temps de calcul (2) le stockage des résultats (3) l’exploration et la visualisation des résultats. Nous discuterons des choix possibles pour traiter ces problèmes.

Références : (1) Pappalardo, R. et al. (1999) JGR. (2) Cruz Mermey, G. et al. (2022) Icarus (3) Andrieu, F et al. (2022) EPSC (4) Zhu, C. et al. (1997) ACM Trans. Math. Softw. (5) Cubillos, P. et al. (2016), The Astr. Jour. (6) Braak, C. J. F. T. (2006), Stat & Comp.

*Intervenant