



HAL
open science

Modélisation de la bathymétrie par Pléiades Neo en baie de Saint-Malo: transfert radiatif et réseaux de neurones

Antoine Collin, Dorothée James, Coralie Monpert, Sophie Loyer, Pirta Palola,
Lisa Wedding, Eric Feunteun

► To cite this version:

Antoine Collin, Dorothée James, Coralie Monpert, Sophie Loyer, Pirta Palola, et al.. Modélisation de la bathymétrie par Pléiades Neo en baie de Saint-Malo: transfert radiatif et réseaux de neurones. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection*, 2024, 226 (1), pp.11-19. 10.52638/rfpt.2024.683 . hal-04684998

HAL Id: hal-04684998

<https://hal.science/hal-04684998v1>

Submitted on 8 Nov 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.



Distributed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

MODELISATION DE LA BATHYMETRIE PAR PLEIADES NEO EN BAIE DE SAINT-MALO : TRANSFERT RADIATIF ET RESEAUX DE NEURONES

Antoine COLLIN¹, Dorothée JAMES¹, Coralie MONPERT², Sophie LOYER², Pirta PALOLA³, Lisa WEDDING³, Eric FEUNTEUN¹

Centre de GeoEcologie Littorale, Ecole Pratique des Hautes Etudes - PSL
35800 Dinard, France

1: antoine.collin@ephe.psl.eu; dorothée.james@ephe.psl.eu; eric.feunteun@ephe.psl.eu

Service Hydrographique et Océanographique de la Marine
29200 Brest, France

2 : coralie.monpert@shom.fr; sophie.loyer@shom.fr

Oxford Seascape Ecology Lab, University of Oxford,
Oxford, OX1 3QY, United Kingdom

3: pirta.palola@ouce.ox.ac.uk; lisa.wedding@ouce.ox.ac.uk

Résumé

Malgré l'intérêt croissant pour la cartographie des fonds marins, seul un quart d'entre eux a pu être levé fidèlement à une résolution de l'ordre du km (30 arc-secondes). Ceci s'explique par les lourds coûts engendrés par les campagnes par bateau (sonar) et/ou par avion (lidar). Ainsi, la bathymétrie dérivée de satellite connaît un essor considérable depuis deux décennies. En fer de lance, l'imagerie multispectrale à très haute résolution spatiale de Pléiades Neo dispose de 6 bandes (4 visibles, 1 *red edge*, et 1 infrarouge) pourvues d'une résolution spatiale de 1,2 m, surclassant ainsi l'imagerie multispectrale de Pléiades-1 dotée de 4 bandes (3 visibles et 1 infrarouge) à 2 m. En s'appuyant sur un jeu de données Pléiades Neo 4 acquis au-dessus des eaux modérément turbides de la baie de Saint-Malo, ce travail a permis de quantifier les contributions des bandes *deep blue* et *red edge* à la prédiction de la bathymétrie lidar en regard de la nature de la modélisation, et de l'architecture du réseau neuronal. Premièrement, la modélisation semi-analytique (transfert radiatif) basée sur les transformées de ratio, testées individuellement et linéairement: le remplacement de la bande bleu par la bande *deep blue* a diminué la régression linéaire standard (bleu-vert-rouge-infrarouge, $R^2=0,36$) de 11,1%, mais le remplacement de la bande rouge par *red edge*, a produit le même score. Deuxièmement, la modélisation semi-analytique basée sur la transformée de ratio Pléiades-1 versus la combinaison des 15 transformées Pléiades Neo : augmentations respectives de 52,8% de la régression linéaire ($R^2_{\text{Pléiades-1}}=0,36$, et $R^2_{\text{Pléiades Neo}}=0,55$), et de 36,2% de la régression non-linéaire par réseau de neurones à deux couches cachées à trois neurones ($R^2_{\text{Pléiades-1}}=0,58$, et $R^2_{\text{Pléiades Neo}}=0,79$). Finalement, la modélisation empirique basée sur la bonification spectrale de la simulation de Pléiades-1 par *deep blue* et *red edge* a généré un gain maximal de 6% pour la régression linéaire ($R^2_{\text{Pléiades-1}}=0,50$, et $R^2_{\text{Pléiades Neo}}=0,53$) et de 1,4% pour la régression non-linéaire par réseau de neurones à deux couches cachées à trois neurones ($R^2_{\text{Pléiades-1}}=0,73$, et $R^2_{\text{Pléiades Neo}}=0,74$).

Mots-clés : bathymétrie, transfert radiatif, réseaux de neurones, bleu profond, bord rouge, Saint-Malo

Abstract

Despite the growing interest in mapping the seabed, only a quarter of them has been able to be reliably surveyed at a resolution of the order of one km (30 arc-seconds). This is explained by the heavy costs generated by campaigns by boat (sonar) and/or by plane (lidar). Thus, satellite-derived bathymetry has leveraged considerable growth over the past two decades. As a spearhead, the very high spatial resolution multispectral imagery of Pléiades Neo has 6 bands (4 visible, 1 red edge, 1 infrared) with a spatial resolution of 1,2 m, thus surpassing multispectral imagery of Pléiades-1 provided with 4 bands (3 visible and 1 infrared) at 2 m. Based on a Pléiades Neo 4 dataset acquired above the moderately turbid waters of the Bay of Saint-Malo, this work enabled to quantify the contributions of the deep blue and red edge bands to the prediction of lidar bathymetry with regard to the nature of the modeling, and the architecture of the neural network. First, semi-analytical modeling (radiative transfer) based on ratio transforms, tested individually and linearly: replacing the blue band with the deep blue band decreased the standard linear regression (blue-green-red-infrared, $R^2 = 0,36$) of 11,1%, but replacing the red band with red edge produced the same score. Secondly, semi-analytical modeling based on the Pléiades-1 ratio transform versus the combination of the 15 Pléiades Neo transforms: respective increases of 52.8% in linear regression ($R^2_{\text{Pléiades-1}}=0,36$, and $R^2_{\text{Pléiades Neo}}=0,55$), and 36,2% of the non-linear regression by neural network with two hidden layers provided with three neurons ($R^2_{\text{Pléiades-1}}=0,58$, and $R^2_{\text{Pléiades Neo}}=0,79$). Finally, empirical modeling based on the spectral enhancement of the simulation of Pléiades-1 by deep blue and red edge generated a maximum gain of 6% for linear regression ($R^2_{\text{Pléiades-1}}=0,50$, and $R^2_{\text{Pléiades Neo}}=0,53$) and 1,4% for non-linear regression by neural network with two hidden layers provided with three neurons ($R^2_{\text{Pléiades-1}}=0,73$, and $R^2_{\text{Pléiades Neo}}=0,74$).

Keywords: bathymetry, radiative transfer, neural networks, deep blue, red edge, Saint-Malo

1. Introduction

1.1 Cartographie de la bathymétrie

La connaissance fine de la profondeur et de la nature des fonds des lacs, rivières, fleuves, mers et océans constitue la clé de voûte de la gestion éclairée et proactive des activités humaines sur ces rivages, ainsi que leur protection intrinsèque (Pouteau et al., 2013 ; Collin et al., 2014a).

Toutefois, une étude récente et exhaustive, impliquant l'organisation en charge de la cartographie de la bathymétrie mondiale, GEBCO, et la fondation Nippon (Mayer et Roach, 2021), ont montré que seulement 15% de la bathymétrie mondiale ont pu être levés et contrôlés avec des méthodes scientifiques fiables à une résolution de 30 arc-secondes (c'est-à-dire 926 m à l'équateur). Les auteurs appellent à produire des protocoles communs pour standardiser puis assembler les données régionales existantes, ainsi qu'à développer de nouvelles technologies pour atteindre une cartographie mondiale à l'horizon 2030, à 30 arc-secondes.

Les technologies conventionnelles de levé des fonds marins reposent sur l'emploi du :

- sonar embarqué sur bateau (Le Quilleuc et al., 2023),
- lidar embarqué sur avion (Collin et al., 2023a) ou satellite (Le Quilleuc et al., 2022),
- capteur multispectral embarqué sur satellite (Collin et Planes, 2011), avion (Collin et al., 2023b), ou plus récemment sur drone aérien (Collin et al., 2024, in prep.).

Le coût surfacique du levé bathymétrique (acquisition et traitement) de ces trois catégories est ostensiblement en faveur du satellite, lorsque l'eau n'est pas trop turbide (coefficient d'atténuation diffuse, $K_d < 0.4 \text{ m}^{-1}$) et n'est pas trop profonde ($Z < 30 \text{ m}$).

1.2 Bathymétrie par satellite

Deux méthodes d'extraction de la bathymétrie par satellite peuvent être distinguées :

- semi-analytique via un modèle de transfert radiatif (Stumpf et al., 2003),
- empirique via un modèle d'apprentissage automatique (Collin et Hench, 2015).

1.2.1. Méthode semi-analytique

Cette méthode repose sur la modélisation de la propagation de la lumière dans l'eau sachant que l'eau absorbe différemment les longueurs des ondes électromagnétiques optiques. Le modèle de transformée de ratio (Stumpf et al., 2003) permet d'en déduire la hauteur de la colonne d'eau, c'est-à-dire, la profondeur :

$$Z = m_1 \frac{\ln(nVG_i)}{\ln(nVG_j)} - m_0 \quad (1)$$

où VG_i = valeurs de gris de la bande spectrale i ; VG_j = valeurs de gris de la bande spectrale j ; m_1 = coefficient directeur de la régression linéaire; m_0 = ordonnée à l'origine de la régression linéaire; n = une constante garantissant la positivité du logarithme naturel.

Cette méthode a été appliquée dans les eaux claires du lagon de Moorea avec le satellite WorldView-2 (Collin et Hench, 2012), d'Ishigaki via le satellite QuickBird-2 modifié par Google Earth (Collin et al., 2014b), de Fatu Huku via le satellite Sentinel-2 (Collin et al., 2016), ou de Takapoto via le satellite Pléiades-1 (Collin et al., 2018). En général, ces diverses études montraient une fiabilité satisfaisante (coefficient de détermination, $R^2 > 0,7$) entre les valeurs prédites et les valeurs observées d'un jeu de données de validation.

1.2.2. Méthode empirique

L'avènement de l'apprentissage automatique a permis d'améliorer significativement la fiabilité des modèles d'extraction en utilisant les bandes spectrales en tant que prédicteurs et des vérités-terrains acoustiques (sonar) ou optiques (lidar).

Ainsi, un modèle basé sur un réseau de neurones a permis de prédire la bathymétrie à Moorea à partir de la combinaison de réflectance bleu-vert-rouge issue de Pléiades-1 avec un R^2 à 0,8 (Collin et Hench, 2015). En bénéficiant de plusieurs bandes spectrales, la bathymétrie en eau plus turbide a pu être prédite en baie de Saint-Malo à partir des valeurs de réflectance violet-bleu-vert-jaune-rouge dérivées de WorldView-3 avec un R^2 de 0,9 (Collin et al., 2017). Cette approche a aussi été testée avec la constellation de nano-satellites PlanetScope SuperDove, dotée d'une très haute résolution temporelle (quotidienne) : la prédiction de la bathymétrie sur les îles de Bréhat et Saint-Barthélémy ont atteint, respectivement 10 m et 25 m de profondeur, avec des R^2 de 0,76 et 0,94 (Collin et al., 2023c).

1.2.3. Problématique

En tant que fleuron national, l'imagerie multispectrale Pléiades Neo dispose de six bandes (quatre visibles, une « bord rouge », une infrarouge) pourvues d'une résolution spatiale de 1,2 m, surclassant ainsi l'imagerie multispectrale de Pléiades-1 dotée de quatre bandes : trois visibles et une infrarouge, à 2 m.

Se pose ainsi cette problématique : quelle est la contribution de la bande *deep blue* et de la bande *red edge* à la prédiction de la bathymétrie en fonction :

- de la nature de la modélisation (semi-analytique individuelle ou combinée ; empirique) ?
- de l'architecture du réseau neuronal ?

Une imagerie Pléiades Neo 4 et un nuage de points lidar, acquis au-dessus de la baie de Saint-Malo permettront d'y répondre.

2. Méthodologie

2.1 Site d'étude

La baie de Saint-Malo (48°40'N, 2°4'10'O; Bretagne, France) se situe le long de la façade sud de la Manche. Elle se caractérise par une grande diversité de profondeurs : du zéro topographique (IGN69, dont la côte verticale se trouve à un peu moins de 7 m du trait de côte) à - 25 m localisé dans le chenal naturel du fleuve (ria) de la Rance (Figure 1).

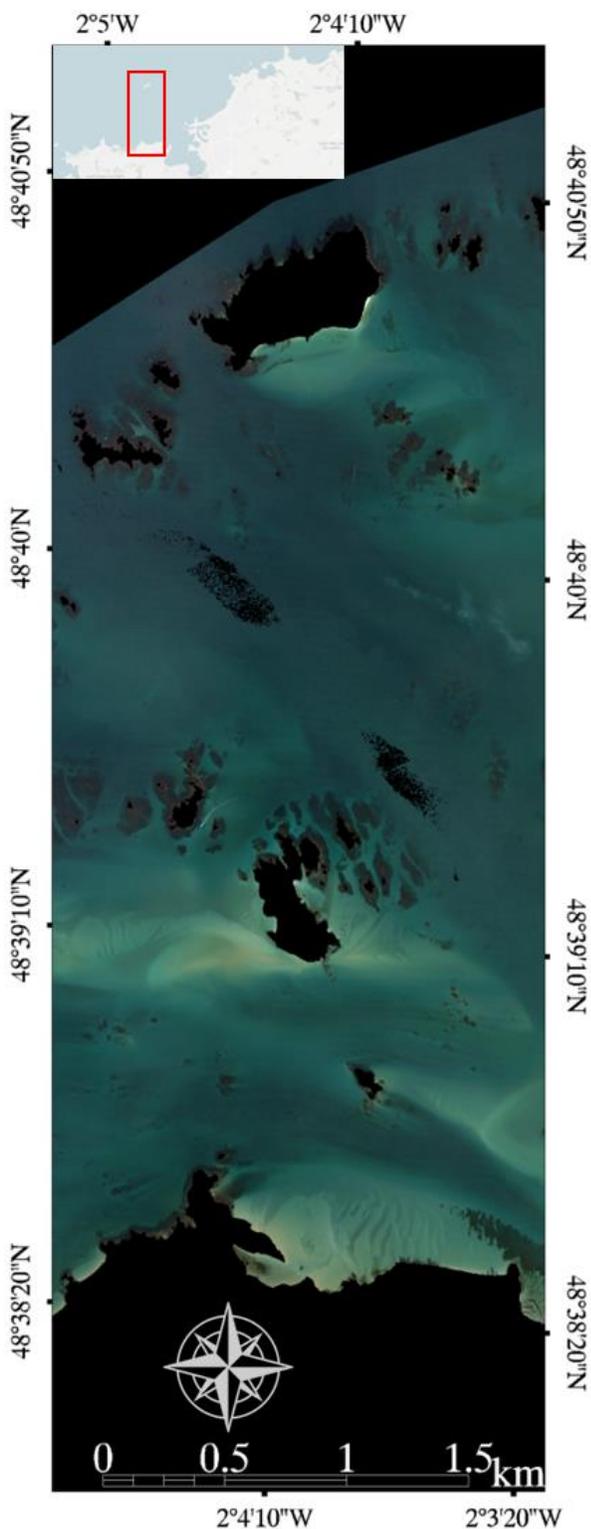


Figure 1: Carte en couleur naturelle issue de l'imagerie Pléiades Neo montrant la localisation d'une partie de la baie de Saint-Malo (48°40'N, 2°4'10''O)

Soumise à un régime macrotidal (voire mégatidal : 13-14 m d'amplitude en marées d'équinoxe), la baie présente

une grande variété de substrats benthiques, et donc de leurs albédos respectifs, qui fluctuent au gré des courants de marée et des vagues (houle et mer de vent) de secteur dominant Nord-Ouest – Ouest. Les substrats peuvent être :

- abiotiques (vase, sable, gravier, cailloutis, galet, roche) ou,
- biotiques (forêts d'algues rouges, brunes et vertes, prairie d'herbiers marins de zostères).

2.2 Imagerie Pléiades Neo

2.2.1. Source de l'imagerie

Provenant du capteur Pléiades Neo 4, l'imagerie a été acquise le 7 décembre 2022 (11h42min48sec, UTC) au-dessus du Pays de Saint-Malo.

Les capteurs Pléiades Neo surpassent ceux de Pléiades-1 en termes de résolution spatiale (passant de 2 à 1,2 m en multispectral, et de 0,5 à 0,3 en panchromatique), et de résolution spectrale (ajoutant une bande *deep blue* et une bande *red edge* à la gamme standard bleu-vert-rouge-infrarouge, Tableau 1).

Noms de bandes	Plus basse longueur d'onde (nm)	Plus haute longueur d'onde (nm)
<i>Deep blue</i>	400	450
Bleu	450	520
Vert	530	590
Rouge	620	690
<i>Red edge</i>	700	750
Infrarouge	770	880

Tableau 1: Spécificités techniques de Pléiades Neo

2.2.2. Traitement de l'imagerie

Les données multispectrales ont, par la suite, été corrigées géométriquement et radiométriquement.

L'orthorectification s'est appuyée sur l'enregistrement de la trigonométrie soleil-satellite-scène au sein des *rational polynomial coefficients*, engendrant une imagerie dans le datum national RGF 93, projeté en Lambert 93, ainsi qu'au sein du repère vertical IGN 69 (correspondant au zéro topographique). La calibration radiométrique a permis de convertir les valeurs de gris (12 bits) en valeur de radiance ($W.m^{-2}.sr^{-1}.nm^{-1}$) au-dessus de l'atmosphère. Puis ces dernières valeurs physiques ont été transformées en radiance sous l'atmosphère, en paramétrant le module de correction atmosphérique FLAASH (*Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes*), basé sur MODTRAN (*MODerate resolution atmospheric TRANsmission*). Enfin, en prenant en compte l'irradiance du soleil ($W.m^{-2}.sr^{-1}.nm^{-1}$) sous l'atmosphère lors de l'acquisition, le ratio de réflectance sous l'atmosphère, donc à la surface de la terre / de l'eau (sans unité) a pu être calculé.

Le masquage de la terre a pu être réalisé en se conformant à la hauteur d'eau mesurée au marégraphe de Saint-Malo au moment de l'acquisition de l'imagerie : -3,5 m. Cette hauteur d'eau a aussi pu être corroborée par les faibles valeurs de réflectance au sein de la bande infrarouge.

2.3 Lidar topobathymétrique

Un levé topobathymétrique par lidar aérien a été réalisé en mai et juin 2018 par le Service Hydrographique et Océanographique de la Marine (SHOM) dans le cadre du Plan d'Action pour la Prévention des Inondations (PAPI) de Saint-Malo. Le lidar utilisé était le Leica HawkEye 3 collectant au moins quatre mesures.m⁻², jusqu'à -23,5 m.

Le nuage de point, nettoyé par le SHOM, fut rasterisé à 1,2 m de résolution spatiale dans le datum horizontal RGF 93 / Lambert 93, et vertical IGN 69 (Figure 2).

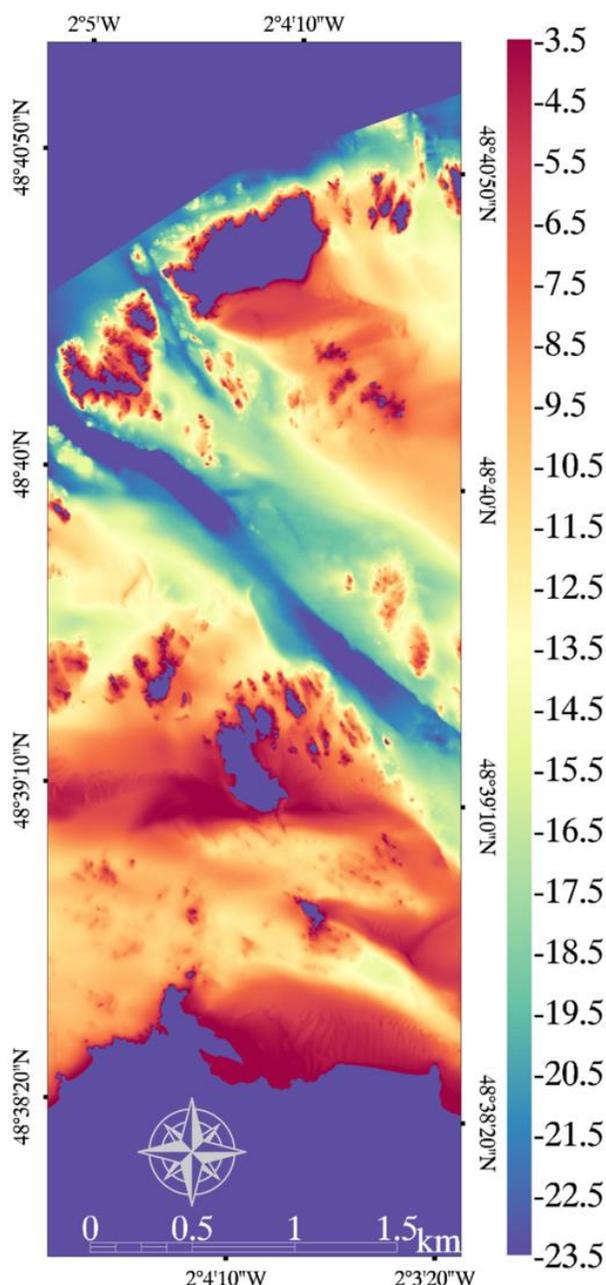


Figure 2: Carte du lidar topobathymétrique (IGN 69) montrant la localisation d'une partie de la baie de Saint-Malo (48°40'N, 2°4'10'O)

2.4 Modélisation de la bathymétrie

2.4.1. Echantillonnage

La couche lidar a, premièrement, été segmentée au pas de 1 m, entre -3,5 et -23,5 m, afin d'obtenir une distribution homogène des classes de profondeurs à prédire. Deuxièmement, chacun des 20 jeux de données résultants a fait l'objet d'un échantillonnage aléatoire de 3000 pixels, répartis uniformément en 3 sous-jeux de données :

- 1000 points de calibration,
- 1000 points de validation,
- 1000 points de test.

Seul ce dernier sous-jeu de données, combinant les 20 classes, servira à la quantification de la précision des modélisations.

2.4.2. Modèle semi-analytique

L'approche semi-analytique d'extraction de la bathymétrie repose sur l'équation 1 dont l'application nécessite l'entrée de quatre bandes multispectrales.

Ainsi, l'évaluation des contributions des nouvelles bandes *deep blue* et *red edge* comparera les prédictions issues :

- de la transformée de ratio bleu-vert-rouge-infrarouge (simulation de Pléiades-1), versus,
- des 15 transformées de ratio:
 - *deep blue*-bleu-vert-rouge,
 - *deep blue*-bleu-vert-*red edge*,
 - *deep blue*-bleu-vert-infrarouge,
 - *deep blue*-bleu-rouge-*red edge*,
 - *deep blue*-bleu-rouge-infrarouge,
 - *deep blue*-bleu-*red edge*-infrarouge,
 - *deep blue*-vert-rouge-*red edge*,
 - *deep blue*-vert-rouge-infrarouge,
 - *deep blue*-vert-*red edge*-infrarouge,
 - *deep blue*-rouge-*red edge*-infrarouge,
 - bleu-vert-rouge-*red edge*,
 - bleu-vert-*red edge*-infrarouge,
 - bleu-rouge-*red edge*-infrarouge, et
 - vert-rouge-*red edge*-infrarouge.

En premier temps, les 15 transformées seront testées à l'aide de régressions linéaires univariées, donc de manière individuelle.

En second temps, la transformée issue de la simulation de Pléiades-1, d'une part, et la combinaison des 15 transformées dérivées de Pléiades Neo, d'autre part, serviront de prédicteurs à la réponse lidar en construisant cinq types de régressions (ex. : Figure 3):

- une linéaire (moindres carrés),
- quatre non-linéaires basés sur les réseaux de neurones (une couche cachée à un neurone, une couche cachée à trois neurones, deux couches cachées à un neurone, deux couches cachées à trois neurones).

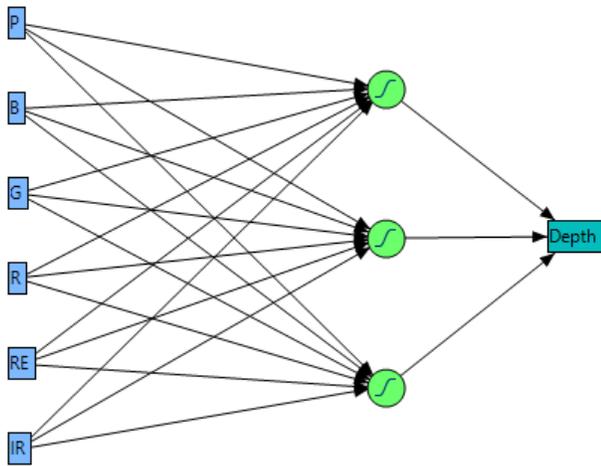


Figure 3: Réseau de neurones basé sur les six bandes spectrales de Pléiades Neo, comme prédicteurs de la réponse lidar, caractérisé par une architecture d'une couche cachée à trois neurones

2.4.3. Modèle empirique

L'approche empirique s'attèlera à quantifier la contribution des bandes *deep blue* et *red edge* en mettant en regard les résultats de classification dérivés de trois jeux de données constitués de bandes de réflectance :

- bleu-vert-rouge-infrarouge,
- *deep blue*-bleu-vert-rouge-infrarouge,
- *deep blue*-bleu-vert-rouge-*red edge*-infrarouge.

De la même façon que précédemment, ces jeux de données serviront de prédicteurs à la réponse lidar en construisant cinq types de régressions :

- une linéaire (moindres carrés),
- quatre non-linéaires basés sur les réseaux de neurones (une couche cachée à un neurone, une couche cachée à trois neurones, deux couches cachées à un neurone, deux couches cachées à trois neurones).

2.4.4. Indicateurs de prédiction

La fiabilité des modèles a été quantifiée en se basant sur le coefficient de détermination R^2_{test} .

3. Résultats et Discussion

3.1 Modélisation semi-analytique de la bathymétrie

3.1.1. Transformées individuelles en régression linéaire

La transformée de ratio, intégrant les bandes bleu-vert-rouge-infrarouge, a prédit le sous-jeu de données test du lidar bathymétrique avec un coefficient de détermination (régression linéaire) de 0,36.

D'une part, le remplacement de la bande bleue par la bande *deep blue* (transformée *deep blue*-vert-rouge-infrarouge) a entraîné une diminution de la régression linéaire à 0,32. D'autre part, le remplacement de la bande rouge par la bande *red edge* (transformée bleu-vert-*red edge*-infrarouge) a produit un score de 0,36, identique à celui émanant de Pléiades-1 (Figure 4).

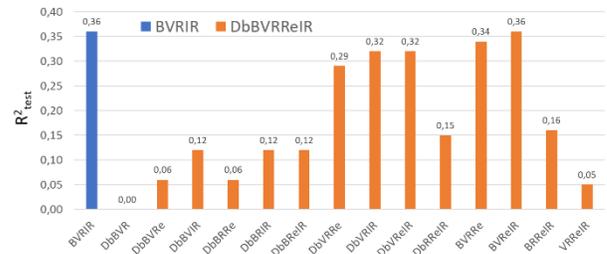


Figure 4: Scores de prédiction de la modélisation semi-analytique (transformée de ratio) comparant, individuellement, l'unique ratio Pléiades-1 avec les 15 ratios Pléiades Neo, en régression linéaire

L'ajout des bandes *deep blue* et *red edge* dans le lot des bandes disponibles pour établir des transformées individuelles a donc un effet mitigé en régression linéaire:

- diminution de la performance lorsque la bande bleu est remplacée par la bande *deep blue* (-11,1%),
- stabilité de la performance lorsque la bande rouge est remplacée par la bande *red edge* (0,0%).

3.1.2. Transformées combinées

L'ajout des bandes *deep blue* et *red edge*, faisant passer de la transformée de ratio, simulant Pléiades-1, à la combinaison des 15 transformées de ratio, émanant les scores de prédictions de la bathymétrie, et ce, pour tous les modèles, quel que soit leur nature ou leur complexité (Figure 5).

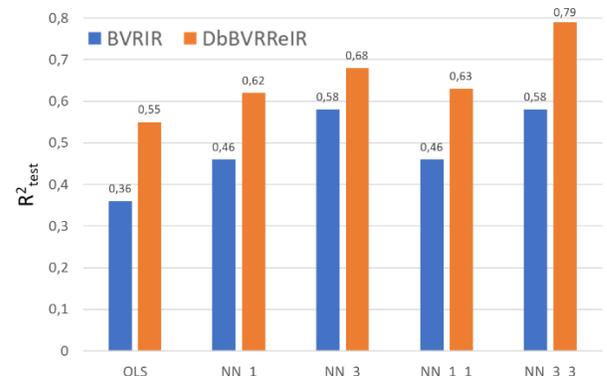


Figure 5: Scores de prédiction de la modélisation semi-analytique (transformée de ratio) comparant l'unique ratio Pléiades-1 avec les 15 ratios Pléiades Neo, en fonction de divers types de régression (OLS : linéaire, NN : réseau de neurones non linéaire)

L'approche semi-analytique basée sur Pléiades Neo versus Pléiades-1 a permis une augmentation de 52,7% de la régression linéaire, 34,8%, 17,2%, 36,9% et 36,2% des régressions non-linéaires par réseau de neurones à une couche cachée pourvue d'un neurone, une couche cachée pourvue de trois neurones, deux couches cachées pourvues d'un neurone, deux couches cachées pourvues de trois neurones, respectivement.

Alors que le meilleur modèle dérivé du ratio de Pléiades-1 a atteint un R^2 de 0,58 avec chacun des deux réseaux de neurones à trois neurones (une couche cachée et deux

couches cachées), le meilleur modèle découlant des ratios de Pléiades Neo est parvenu à un R^2 de 0,79 avec un réseau de neurones, basé sur deux couches cachées avec trois neurones.

Ce dernier score est inférieur à celui produit avec Pléiades-1 pour la modélisation semi-analytique de la bathymétrie du lagon de Takapoto ($R^2=0,93$, Collin et al., 2018). Ceci peut logiquement s'expliquer par le fait que ce lagon présente des eaux cristallines ($K_d < 0.05 \text{ m}^{-1}$), parmi les plus claires au Monde (Collin et al., 2021), contrairement à celles de Saint-Malo.

Bien que la non-linéarité des modèles ait logiquement produit de meilleurs résultats, il est important de souligner que la performance des réseaux de neurones croît avec la complexité de leur architecture. Si les jeux de données de calibration/validation/test sont trop épars, il y a un risque de sur-ajustement (Lumban-Gaol et al., 2021). Toutefois, cet écueil est peu probable pour notre étude impliquant 180000 points en jeu.

3.2 Modélisation empirique de la bathymétrie

L'ajout successif des bandes *deep blue* et *red edge*, faisant passer de la combinaison de prédicteurs, simulant Pléiades-1 (bleu-vert-rouge-infrarouge), à la combinaison Pléiades-1 + *deep blue*, puis celle de Pléiades Neo, a entraîné de légers accroissements des scores de prédictions de la bathymétrie, de manière générale. Seul le réseau de neurones à deux couches cachées munis de trois neurones, lors de l'ajout de la bande *deep blue*, a subi une légère diminution de la performance de prédiction (Figure 6).

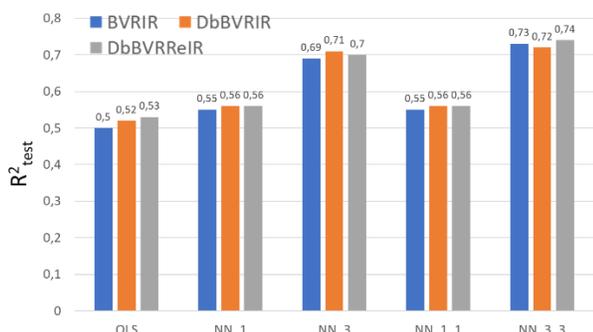


Figure 6: Scores de prédiction de la modélisation empirique comparant la combinaison de bandes bleu-vert-rouge-infrarouge (BVRIR, Pléiades-1), BVRIR + *deep blue*, BVRIR+*deep blue*+*red edge* (Pléiades Neo), en fonction de divers types de régression (OLS : linéaire, NN : réseau de neurones non linéaire)

L'approche empirique basée sur la bonification de la simulation de Pléiades-1 par *deep blue* a produit un gain de 4% pour la régression linéaire, 1,8%, 2,9%, 1,8% et -1,4% pour les régressions non-linéaires par réseau de neurones à une couche cachée pourvue d'un neurone, une couche cachée pourvue de trois neurones, deux couches cachées pourvues d'un neurone, deux couches cachées pourvues de trois neurones, respectivement.

L'approche empirique basée sur Pléiades Neo (suite à l'ajout final du *red edge* à la précédente combinaison de bandes spectrales) a généré un gain (par rapport à la simulation de Pléiades-1) de 6% pour la régression

linéaire, 1,8%, 1,4%, 1,8% et 1,4% pour les régressions non-linéaires par réseau de neurones à une couche cachée pourvue d'un neurone, une couche cachée pourvue de trois neurones, deux couches cachées pourvues d'un neurone, deux couches cachées pourvues de trois neurones, respectivement. En résumé, l'ajout du *deep blue* et du *red edge* a accru :

- la régression linéaire simple de 6%,
- les deux réseaux de neurones à un neurone de 1,8% ;
- les deux réseaux de neurones à trois neurones de 1,4%.

Le meilleur modèle dérivé de la combinaison standard (Pléiades-1, bleu-vert-rouge-infrarouge) a atteint un R^2 de 0,73 avec le réseau de neurones le plus complexe (deux couches cachées à trois neurones). Le modèle le plus performant de la combinaison de bandes Pléiades-1 + *deep blue* a été construit avec ce même réseau ($R^2=0,72$). La meilleure prédiction de la combinaison Pléiades Neo a aussi été façonnée avec ce modèle ($R^2=0,74$).

La fiabilité de cette modélisation empirique de la bathymétrie corrobore les récents résultats obtenus avec les quatre bandes (bleu-vert-rouge-infrarouge) de Planetscope Dove ($R^2=0,76$), et les huit bandes (*deep blue*-bleu-vert1-vert2-jaune-rouge-*red edge*-infrarouge) de Planetscope SuperDove ($R^2=0,77$) autour de l'île de Bréhat (Collin et al., 2023c), dont la turbidité est très proche de celle de la baie de Saint-Malo. Dans cette dernière étude, les nouvelles bandes vert1 et jaune apportaient un meilleur gain que les bandes *deep blue* et *red edge* dans cette gamme de turbidité. Toutefois, pour des eaux plus claires (île de Saint-Barthélemy), les bandes *deep blue* et vert1 étaient les plus contributives à l'amélioration de l'extraction de la bathymétrie.

3.3 Modélisation spatiale

La formule de la meilleure modélisation (15 transformées de ratio Pléiades Neo avec un réseau de neurones à trois couches cachées à trois neurones) a été appliquée à l'ensemble des pixels (Figure 7 et Figure 8).

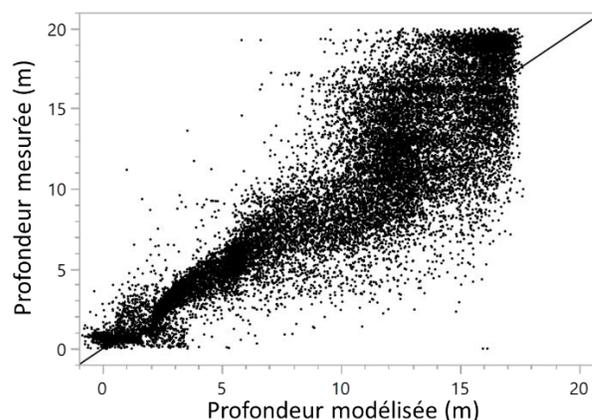


Figure 7: Nuage de points de test (N=60000) des profondeurs mesurées et modélisées (15 transformées de ratio de Pléiades Neo, comme prédicteurs de la réponse lidar, dans une architecture de deux couches cachées à trois neurones)

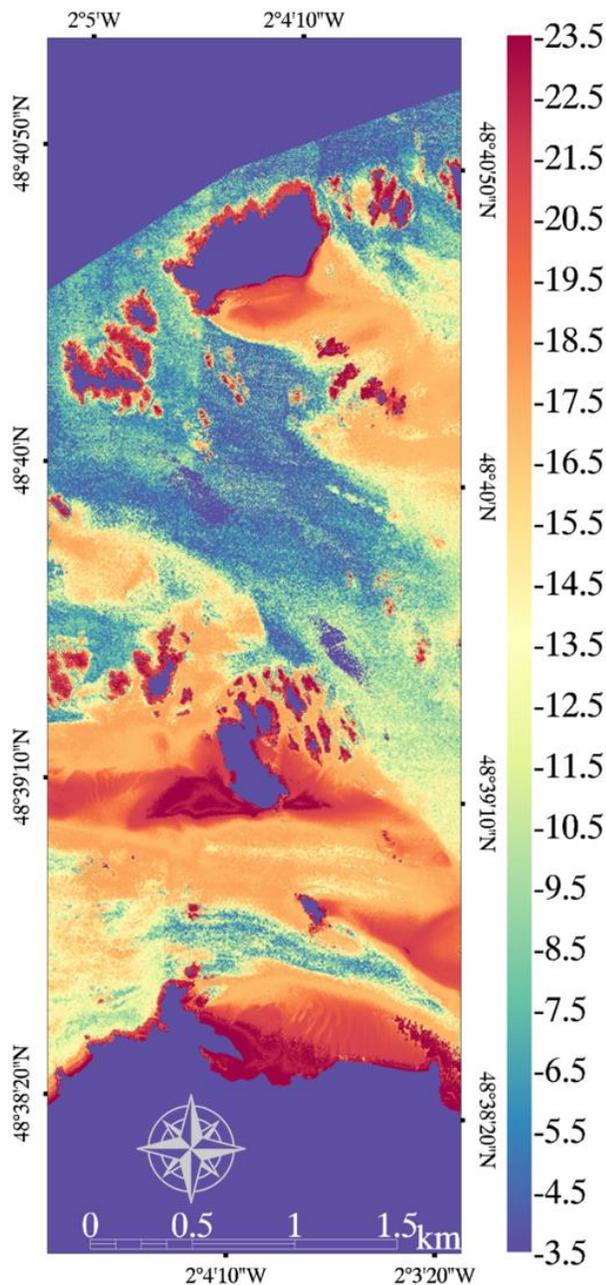


Figure 8: Modélisation de la bathymétrie (IGN 69) issue du réseau de neurones basé sur les 15 transformées de ratio de Pléiades Neo, comme prédicteurs de la réponse lidar, basée sur une architecture de deux couches cachées à trois neurones

L'analyse de la dispersion du nuage de points (Figure 7) révèle une prédiction très satisfaisante de 1 à 9 m de profondeur, puis une sous-estimation au-delà. Ce résultat, visible sur la carte modélisée (Figure 8) corrobore les résultats empiriques effectués en baie de Saint-Malo avec le satellite WorldView-3, où une profondeur maximale de 9 m avait été estimée (Collin et al., 2017). Les scores très élevés de cette dernière étude (de 0,69 à 0,94) sont à relativiser du fait du faible nombre de points d'échantillonnage (108 de calibration et 54 de validation,

sans points de test) acoustiques (le jeu de données lidar n'existait pas), qui étaient, alors, très vulnérables au sur-ajustement des réseaux de neurones. Il serait très pertinent de comparer les résultats de WorldView-3 et de Pléiades Neo en utilisant les mêmes jeux de données lidar dans une future recherche.

En effectuant la différence des modèles numériques bathymétriques prédits et observés, des zones de sous-estimation et sur-estimation tendent, respectivement, vers le bleu et le rouge (Figure 9).

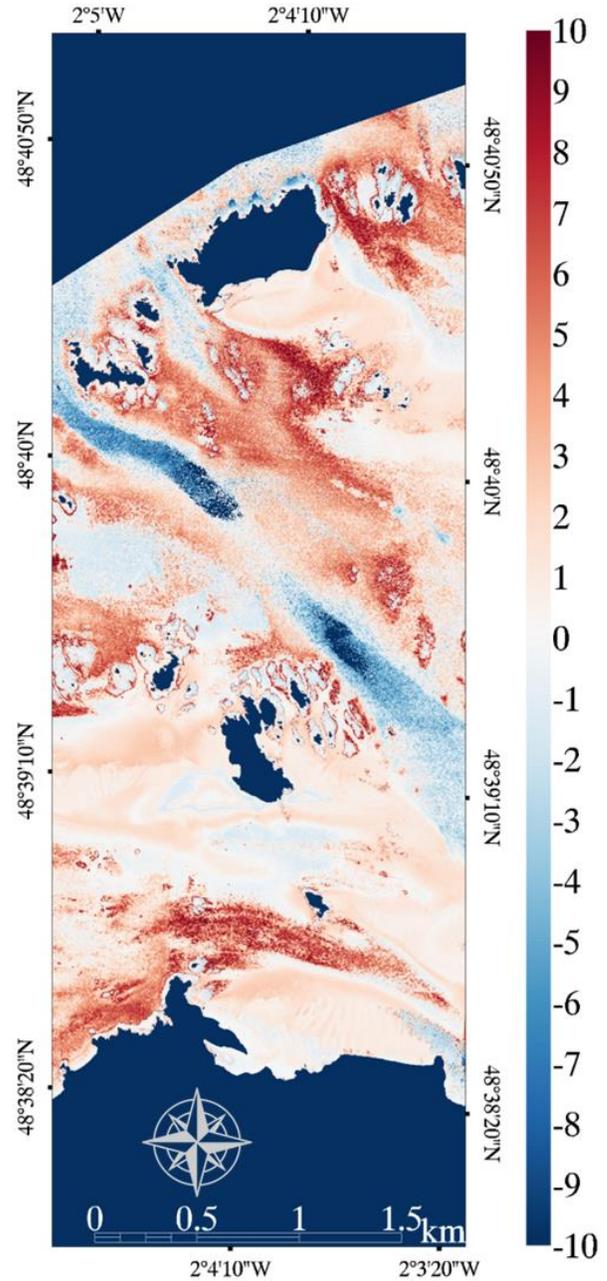


Figure 9: Carte de différence de la bathymétrie modélisée (réseau de neurones basé sur les 15 transformées de ratio de Pléiades Neo) et mesurée (lidar)

Ainsi, les secteurs les plus profonds, caractérisés par le paléo-chenal de la Rance, présentent la plus grande sous-estimation du modèle. Ce constat est à mettre en relation avec le fort hydrodynamisme de cet « entonnoir » estuarien véhiculant une plus grosse charge sédimentaire, traduite par une turbidité plus importante. A contrario, les zones les plus sur-estimées ne correspondent pas aux secteurs les plus superficiels, mais plutôt aux fonds les moins réfléchissants, comme les graviers et cailloux (Collin et al., 2023b).

4. Conclusions

L'imagerie Pléiades Neo 4 a été étudiée pour son potentiel d'extraction de la bathymétrie en baie de Saint-Malo, c'est-à-dire dans un milieu où les eaux sont moyennement turbides ($0,2 \text{ m}^{-1}$ de coefficient d'atténuation diffuse). Cette étude s'est attelée à comparer les résultats de modélisation issus d'un jeu de données simulé de Pléiades-1 (bleu-vert-rouge-infrarouge) versus le jeu de données de Pléiades Neo (*deep blue*-bleu-vert-rouge-*red edge*-infrarouge) à l'aide d'un jeu de données lidar stratifié de 0 à 20 m muni de 180000 points.

Deux principales méthodes de modélisation ont été testées : l'approche semi-analytique (transformée de ratio) et l'approche empirique.

Pour la première, qui s'appuie sur le transfert radiatif, deux séries de régressions ont été produites :

- une série de régressions individuelles linéaires : le remplacement du bleu par le *deep blue* a diminué le score de -11,1% ($R^2=0,32$), tandis que le remplacement du rouge par le *red edge* a produit une prédiction similaire de 0,0% ($R^2=0,36$).
- une série de régressions combinées : la combinaison des 15 transformées de Pléiades Neo versus la transformée de Pléiades-1 a accru de 52,7% la régression linéaire ($R^2=0,55$), et de 36,2% la régression non-linéaire par réseau de neurones à deux couches cachées à trois neurones ($R^2=0,79$).

Concernant la modélisation empirique, l'ajout des bandes *deep blue* et *red edge* aux quatre bandes bleu-vert-rouge-infrarouge a accru de 6% la régression linéaire ($R^2=0,53$) et de 1,4% la régression non-linéaire par réseau de neurones à deux couches cachées à trois neurones ($R^2=0,74$).

Ces résultats, statistiquement robustes, serviront de socle à des études ultérieures s'intéressant à l'évolution de la précision bathymétrique en regard de la turbidité, à l'imagerie « pansharpenée » à 0,3 m, et à la topobathymétrie dérivée de Pléiades Neo.

Références

Collin A., Bulot A., Pastol Y., LeGoff L., Feunteun E., 2023b. *Classification des habitats benthiques par segmentation sémantique d'imagerie optique et LiDAR ouverte : Ortho-Littorale et Litto3D en baie de Saint-Malo*. 4th merIGéo, Le Havre, pp. 44-47.

Collin A., Chancerelle Y., Pouteau, R., 2014a. *Reefscape Ecology Within the South Pacific: Confluence of the Polynesia Mana Network and Very High Resolution*

Satellite Remote Sensing. Underwater Seascapes: from geographical to ecological perspectives, pp. 245-262.

- Collin A., Duvat V., Pillet V., Salvat B., James, D., 2018. *Understanding interactions between shoreline changes and reef outer slope morphometry on Takapoto Atoll (French Polynesia)*. Journal of Coastal Research n°85, pp. 496-500.
- Collin A., Etienne S., Feunteun E., 2017. *VHR coastal bathymetry using WorldView-3: colour versus learner*. Remote Sensing Letters N°8(11), pp. 1072-1081.
- Collin A., Hench, J.L., 2012. *Towards deeper measurements of tropical reefscape structure using the WorldView-2 spaceborne sensor*. Remote Sensing n° 4(5), pp. 1425-1447.
- Collin A., Hench, J.L., 2015. *Extracting shallow bathymetry from very high resolution satellite spectral bands and a machine learning algorithm*. International Council of the Exploration of the Sea (ICES) CM, 24.
- Collin A., James D., Lamontagne N., Hardy R., Monpert C., Feunteun E., 2024. *Ultra-high-resolution bathymetry estimation using a visible airborne drone, photogrammetry and neural network*. Paralia n°18, pp. 477-484.
- Collin A., Laporte J., Koetz B., Martin-Lauszer F.R., Desnos Y.L., 2016. *Mapping bathymetry, habitat and potential bleaching using Sentinel-2*. In: 13th International Coral Reef Symposium n°51 Remote sensing of coral reefs: transitioning from developmental to operational, pp. 416-430.
- Collin A., Nadaoka K., Nakamura T., 2014b. *Mapping VHR Water Depth, Seabed and Land Cover Using Google Earth Data*. ISPRS International Journal of Geo-Information n°3(4), pp. 1157-1179.
- Collin A., Palola P., James D., Pastol Y., Monpert C., Loyer S., ..., Wedding L., 2023c. *Superdove-Modelled Bathymetry Using Neural Networks Along a Turbidity Gradient: Brehat, Saint-Barthelemy and Tetiaroa Islands*. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences n° 48, pp. 1351-1356.
- Collin A., Pastol Y., Letard M., Le Goff L., Guillaudeau J., James D., Feunteun, E., 2023a. *Increasing the Nature-Based Coastal Protection Using Bathymetric Lidar, Terrain Classification, Network Modelling: Reefs of Saint-Malo's Lagoon?*. In: Niculescu, S. (eds) European Spatial Data for Coastal and Marine Remote Sensing. Springer, Cham., pp. 235-241.
- Collin A., Planes, S., 2011. *What is the value added of 4 bands within the submetric remote sensing of tropical coastscape? Quickbird-2 vs WorldView-2*. In: 2011 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Vancouver, pp. 2165-2168.
- Collin A., Prot P., Bouazzaoui H., Brikkou S., 2021. *Spatiotemporal Patterns Of the Sea Surface Temperature Using Statistical Anomaly Detection Across the 18-Year-Old Global Scale*. In: IEEE OCEANS, San Diego – Porto, pp. 1-7.
- Le Quilleuc A., Collin A., Jasinski M.F., Devillers R., 2022. *Very High-Resolution Satellite-Derived Bathymetry and*

- Habitat Mapping Using Pleiades-1 and ICESat-2.* Remote Sensing n°14(1), p. 133.
- LeQuilleuc A., Husset M.-C., Collin A., Feunteun E., 2023. *Cartographie prédictive d'un coquillage invasif via l'apprentissage automatique des données acoustiques multi-fréquentielles et vérités-terrain : Crepidula fornicata en Baie du Mont-Saint-Michel.* 4th merlGéo, Le Havre, pp. 165-167.
- Lumban-Gaol Y.A., Ohori K.A., Peters, R.Y., 2021. *Satellite-derived bathymetry using convolutional neural networks and multispectral Sentinel-2 images.* The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences n°43, pp. 201-207.
- Mayer L., Roach J.A., 2021. *The quest to completely map the world's oceans in support of understanding marine biodiversity and the regulatory barriers we have created.* Marine Biodiversity of Areas beyond National Jurisdiction, pp. 149-166.
- Poteau R., Collin A., Archambault P., Stoll B., 2013. *Modeling reef health from upstream socio-ecological components using GIS and RS.* In: IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Melbourne, pp. 306-309.
- Stumpf R.P., Holderied K., Sinclair, M., 2003. *Determination of water depth with high-resolution satellite imagery over variable bottom types.* Limnology and Oceanography n°48, pp. 547–556.