



Expérimentation d'une nouvelle méthode d'inversion bathymétrique par Intelligence Artificielle à partir d'images vidéométriques

Maialen SAGARDUY ¹, Tom SOMDECOSTE ¹, Matthias DELPEY ¹,
Aurélien CALLENS ¹, Guillaume JUBELIN ², Grégory CAZANAVE ²,
Denis MORICHON ³

1. Suez Eau France, Rivages Pro Tech, Bidart, France.

maialen.sagarduy@suez.com

2. IRT Saint-Exupéry, Toulouse, France.

3. Université de Pau et des Pays de l'Adour, E2S UPPA, SIAME, Anglet, France.

Résumé :

Les caractéristiques bathymétriques en eaux peu profondes peuvent influencer un large éventail de processus littoraux. Sur les plages sableuses, la morphologie du fond peut varier considérablement dans le temps et dans l'espace, faisant de son suivi un enjeu crucial pour la compréhension de la dynamique côtière. Dans la présente étude, une nouvelle méthode est expérimentée pour évaluer la bathymétrie en eaux peu profondes à partir d'images de stations vidéométriques côtières. La méthode proposée utilise l'approche de *computer vision* par réseaux de neurones Pix2Pix pour construire un algorithme d'inversion. Le principal travail d'entraînement et de validation est effectué sur un grand jeu de données accumulé au cours des 10 dernières années sur la plage de Duck en Caroline du Nord (États-Unis). Des améliorations sont ensuite apportées, ainsi que des premières informations concernant la transférabilité de l'algorithme, grâce à l'utilisation d'un jeu de données complémentaire de taille plus restreinte, acquis sur la Grande Plage de Biarritz (France). Des conclusions encourageantes sont tirées de cette première expérimentation, avec des performances comparables à celles d'autres méthodes d'inversion bathymétrique de référence sur le site de Duck, et un potentiel de transfert sur d'autres sites.

Mots clés :

Inversion bathymétrique, Vidéométrie, Computer vision.

1. Introduction

La bathymétrie dans les eaux peu profondes détermine une large gamme de processus côtiers. Sur certaines plages, en particulier sur les littoraux sableux, la morphologie du fond marin peut présenter une variabilité significative, tant spatiale que temporelle, résultant de phénomènes complexes (MASSELINK *et al.*, 2014). Les techniques de vidéométrie côtière fournissent une source de données riche, qui peut être exploitée pour

Thème 3 – Instrumentation, mesures, imagerie et télédétection

générer des informations continues et à haute résolution sur la morphodynamique en eaux peu profondes, inaccessibles aux techniques de mesures *in situ* conventionnelles (AARNINKHOF *et al.*, 2005). De telles informations morphologiques continues sont activement recherchées pour alimenter les outils d'analyse et de modélisation numérique de la dynamique littorale, dont la performance est très fortement conditionnée par l'utilisation d'une information bathymétrique précise et récente (WILSON *et al.*, 2010). Les applications de ces outils auxquelles un suivi bathymétrique continu pourrait contribuer sont nombreuses, par exemple l'analyse des vagues et de la courantologie de la zone de déferlement pour la sécurité de la baignade (CASTELLE *et al.*, 2019), ou encore la prévision du jet de rive (runup) induit par les vagues à l'échelle locale d'une plage (PINAULT *et al.*, 2022).

Cependant, la transformation d'images vidéo en données bathymétriques précises reste un défi important. Plusieurs méthodes existent pour estimer la bathymétrie à partir d'images vidéo (HOLMAN *et al.*, 2013 ; VAN DONGEREN *et al.*, 2008). Toutefois, ces méthodes exigent souvent des calibrations complexes et sont limitées par diverses contraintes telles que des conditions d'éclairage changeantes, ou encore des régimes de vagues trop énergétiques (BRODIE *et al.*, 2018). Par conséquent, il peut être intéressant de développer des approches alternatives pour exploiter encore plus largement le potentiel des images vidéo côtières dans la caractérisation de la bathymétrie. Dans cette étude, nous présentons une nouvelle méthode basée sur des techniques d'Intelligence Artificielle pour extraire des informations bathymétriques en eaux peu profondes à partir d'images vidéo côtières. Cette méthode s'appuie sur l'utilisation d'un apprentissage automatique selon l'approche de *computer vision* Pix2Pix, pour construire un algorithme d'inversion. La méthode proposée est inspirée des travaux antérieurs menés par COLLINS *et al.*, (2021), que nous complétons et adaptons à notre contexte spécifique.

2. Matériel et méthodes

2.1 Source de données

Les données utilisées pour cette étude comprennent les produits d'image vidéo *timex* (image moyennée temporellement) et *snap* (image instantanée) sur deux zones d'étude : le site de Duck en Californie du Nord (Etats-Unis) et le site de la Grande Plage de Biarritz sur la côte sud-ouest française (Figure 1). Sur ces deux sites, des relevés bathymétriques par sondeurs embarqués sur bateau sont également utilisés, ainsi que des mesures des conditions de vagues (hauteur significative, période de pic et direction de pic et niveau d'eau).



Figure 1. Localisation (en haut) et configuration (en bas à gauche) des sites d'études (1 = Duck, USA; 2 = Biarritz, France) ; image brute (snapshot) provenant de la station vidémétrique de Biarritz (en bas à droite).

Les données sur le site de Duck (site 1) correspondent à celles utilisées dans l'étude menée par COLLINS *et al.*, (2021). Elles ont été recueillies par la *Field Research Facility* (FRF) de l'*US Army Corps of Engineers* en Caroline du Nord et nous ont été transmises pour la réalisation de la présente étude. Les images vidéo *timex* et *snap* ont été obtenues à partir d'une station Argus, utilisant six caméras montées sur une tour d'observation. Les images collectées par les six caméras ont été fusionnées et ortho-rectifiées pour produire un champ de vision combiné de 3 km (parallèle au rivage) sur 0,5 km (perpendiculaire au rivage). La base d'images à disposition est constituée de 700 images de chaque type (*timex* et *snap*) acquises au pas de temps de 30 min entre 2015 et 2018. Les relevés bathymétriques réalisés sur le site couvrent une région d'environ 1 km² qui s'étend jusqu'à une profondeur d'environ 15 m. Au total 52 cartes bathymétriques sont obtenues entre 2015 et 2017 sur ce site. Les données de transect ont été interpolées pour créer un produit

Thème 3 – Instrumentation, mesures, imagerie et télédétection

bathymétrique bidimensionnel haute résolution sous forme de grille. Enfin, les données océanographiques (vagues et niveaux d'eau) ont été recueillies à partir du réseau de capteurs locaux déployés sur le site de Duck. Des données comparables mais en quantité notablement plus limitées sont disponibles pour le site d'étude de Biarritz (site 2). Ce dernier est équipé d'une station vidéométrique comportant 4 caméras installées en 2017. Depuis 2017, 4 relevés bathymétriques ont été réalisés sur cette zone d'étude : un en 2017, un en 2018 et deux en 2021.

Les plages de Duck et de Biarritz présentent des caractéristiques bathymétriques distinctes en raison de leurs configurations géographiques et des processus géomorphologiques locaux associés. La plage de Duck est une plage sableuse, ouverte, relativement régulière, présentant un système de barres subtidales mobiles dans la zone de déferlement des vagues. La plage de Biarritz est une plage de baie sur fonds mixtes sablo-rocheux, présentant également des barres et chenaux. On peut en particulier noter la formation régulière d'un chenal central dans la baie, orienté perpendiculairement à la plage (ENJALBERT *et al.*, 2011). Sur les deux sites, les formations bathymétriques observées sont soumises à des variations significatives au cours du temps sous l'effet des forçages météo-océaniques.

2.2. Traitement des images

Avant l'application du modèle Pix2Pix, un prétraitement est appliqué aux images. Tout d'abord, les images provenant des différentes caméras ont été mosaïquées pour chaque site d'observation. Ensuite, les images sont ortho-rectifiées afin de corriger les distorsions géométriques et de les aligner avec une grille de coordonnées géographiques régulières. Enfin, une ou plusieurs zones de dimension 256*256 m, correspondant à 512*512 pixels, ont été extraites des images fusionnées pour servir d'entrée réseau de neurones.

Pour le site d'étude 1 (Duck), couvrant une plage plus vaste, des traitements supplémentaires ont été appliqués pour exploiter au maximum la large couverture spatiale de la station vidéo. Des décalages de 50 m ont été appliqués pour extraire plusieurs sous-images de l'image principale, permettant ainsi une couverture plus détaillée de la zone d'intérêt et une augmentation de la taille de la base de données d'apprentissage pour le réseau de neurones. Lors de cette opération, le ponton présent au centre des images a été exclu du processus d'extraction, étant donné qu'il ne fait pas partie des éléments à prédire dans notre analyse.

Pour évaluer la pertinence des images vidéométriques utilisées pour l'apprentissage du modèle, un outil a été développé pour sélectionner celles présentant des déferlements de vagues identifiables, considérés comme un proxy crucial pour remonter à l'information de profondeur. Plus précisément, les images sélectionnées présentent un contraste clair entre une ou plusieurs zones de déferlement, et d'autres zones sans déferlement. Le processus de filtration repose sur l'analyse des histogrammes des pixels en niveau de gris de chaque image (Figure 2). Le traitement identifie les images où un unique pic est détecté

dans l'histogramme, qui suggère une absence de contraste lié au déferlement dans l'image. Ces images sont exclues de la suite de l'analyse car elles ne sont pas jugées les plus pertinentes pour la prédiction de la bathymétrie (du moins en première approche). Au contraire, les images contenant au moins deux pics distincts dans leur histogramme sont conservées, sous réserve que la fréquence de ces pics atteigne un seuil minimum. Ainsi, cette approche a pour but d'optimiser l'utilisation des données vidéométriques dans l'apprentissage en ne retenant que les images les plus susceptibles de contribuer à une estimation précise de la bathymétrie.

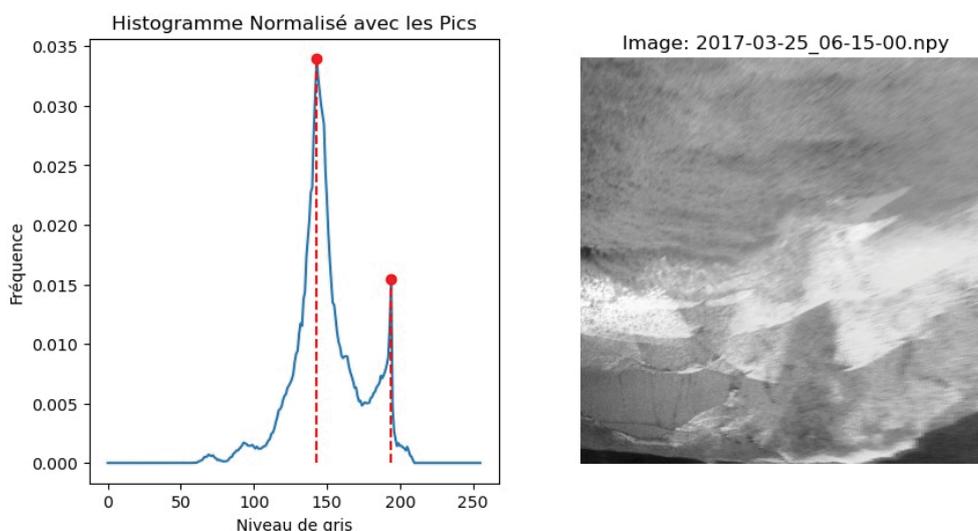


Figure 2. Filtre des images vidéométriques avant application du modèle.

2.3. Modèle Pix2Pix

Pour notre objectif d'inférence bathymétrique, nous avons choisi d'utiliser le modèle Pix2Pix (ISOLA *et al.*, 2017), une méthode avancée de vision par ordinateur. Ce modèle utilise un type particulier de réseau de neurones appelé GAN (réseau antagoniste génératif), combiné avec une architecture de réseau appelée U-Net. Ensemble, ces techniques sont très efficaces pour générer des images réalistes à partir de paires d'images d'entrée et de sortie.

Le modèle Pix2Pix se compose de deux parties principales : le générateur et le discriminateur. Le générateur, basé sur l'architecture U-Net, transforme une image d'entrée en une image de sortie prédite. Il utilise des couches de convolution qui décomposent l'image en caractéristiques plus simples, et de déconvolution qui reconstruisent l'image à partir de ces caractéristiques, pour capturer et recréer les détails importants de l'image. Seul le générateur U-Net a été utilisé par COLLINS *et al.*, (2021). Le discriminateur, de son côté, est basé sur une architecture appelée PatchGAN. Il évalue les images produites par le générateur pour déterminer si elles ressemblent à des images réelles ou non. Le discriminateur passe sur différentes parties de l'image pour juger de

Thème 3 – Instrumentation, mesures, imagerie et télédétection

leur authenticité. Ce processus aide le générateur à s'améliorer, car il reçoit un retour d'information indiquant quelles parties de l'image ne semblent pas réalistes. Cette interaction entre le générateur et le discriminateur est ce qu'on appelle un entraînement "adversaire", où les deux réseaux s'améliorent mutuellement. Une des forces de Pix2Pix utilisé dans notre étude, est qu'il apprend à partir de paires d'images d'entrée et de sortie, ce qui lui permet de comprendre comment une image doit se transformer en une autre.

Comparé à d'autres méthodes plus connues comme les CNN (réseaux de neurones convolutifs), le modèle Pix2Pix offre une approche plus sophistiquée pour générer des images réalistes et précises. Alors que les CNN sont souvent utilisés pour classifier ou détecter des objets dans les images, les GAN comme Pix2Pix sont spécialement conçus pour générer de nouvelles images qui semblent réalistes.

Le modèle Pix2Pix prend trois canaux en entrée : l'image *snap*, l'image *timex* et une matrice de conditions environnementales contenant les données de hauteur significative, période de pic, et direction de pic de l'état de mer local, ainsi que le niveau d'eau. Ces informations environnementales sont importantes pour ajuster les prédictions de bathymétrie en fonction des conditions marines. Le modèle a été entraîné sur deux bases de données distinctes : une pour la plage de Duck sur la période 2015-2018, et une autre fusionnant les données de Duck (2015-2018) et de Biarritz (2017-2021). Cette approche nous permet d'évaluer la généralisation du modèle à travers différentes conditions environnementales et géographiques.

3. Résultats

On s'intéresse tout d'abord aux résultats du modèle Pix2Pix construit sur la base de données de Duck. Un exemple de prédiction extraite de la base de données test est représenté en Figure 3. La figure est divisée en deux rangées : la rangée supérieure représente les trois données d'entrée utilisées par le modèle (*snap*, *timex* et matrice des conditions environnementales) et la rangée inférieure présente la bathymétrie réelle, la bathymétrie prédite par le modèle et le biais sur la prédiction. L'analyse de l'image montre que la prédiction générée par le modèle est globalement satisfaisante, avec une bonne correspondance entre la bathymétrie prédite et la bathymétrie réelle. Les erreurs sont principalement observées dans la partie inférieure de la plage. Ceci suggère que le modèle peut avoir des difficultés à capturer avec précision les détails dans la zone très peu profonde la plus proche de la ligne d'eau. L'erreur quadratique moyenne (RMSE) sur les images individuelles de la base de données de test de Duck s'élève à 0.67 m.

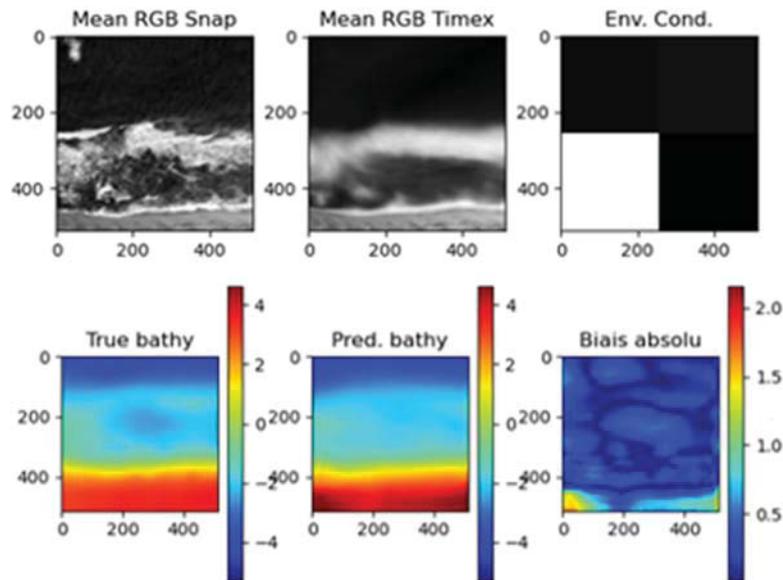


Figure 3. Prédiction du modèle construit sur la base d'apprentissage de Duck. Exemple pour une donnée extraite de la base de données test de 2019.

Les prédictions des sous-images des images globales ont ensuite été fusionnées pour obtenir une prédiction cohérente et complète de la zone couverte par la station vidéo de Duck. Pour ce faire, les prédictions sur les sous-images ont été moyennées en prenant en compte les zones qui se chevauchent, permettant ainsi d'obtenir une estimation de la bathymétrie sur l'ensemble de l'image. Les résultats de cette reconstitution globale montrent une concordance très encourageante entre la bathymétrie prédite et la bathymétrie réelle sur les images tests de septembre 2019. Visuellement, la prédiction globale présente une bonne cohérence spatiale avec les caractéristiques topographiques attendues (Figure 4).

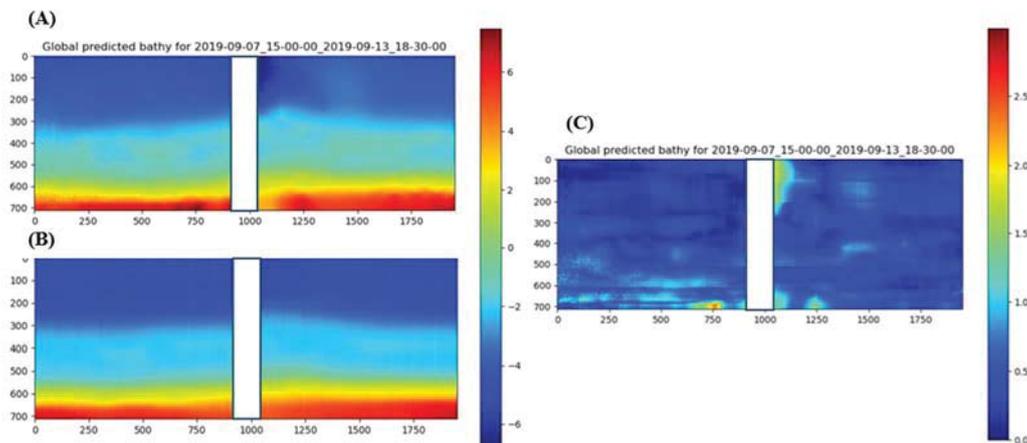


Figure 4. Comparaison des résultats des prédictions obtenus pour les données de Duck aux observations mesurées en septembre 2019 (A= prédiction du modèle ; B=bathymétrie réelle, C= RMSE spatialisée).

Thème 3 – Instrumentation, mesures, imagerie et télédétection

Les résultats corroborent en grande partie les observations de COLLINS *et al.*, (2021) mettant en évidence une variabilité spatiale de la RMSE dans les prédictions. Plus précisément, les valeurs d'erreur plus élevées sont observées près du rivage, ainsi que dans certaines sections autour de l'emplacement du ponton, qui n'a pas été inclus dans le processus d'apprentissage du modèle. Cette tendance est cohérente avec les conclusions de COLLINS *et al.*, (2021) et souligne l'importance de prendre en compte la variabilité spatiale dans l'évaluation et l'interprétation des performances du modèle. De manière également semblable aux résultats obtenus par COLLINS *et al.*, (2021), la RMSE est généralement inférieure à 0,6 m sur l'ensemble de l'image dans la plupart des cas, ce qui témoigne d'une capacité encourageante du modèle à fournir des estimations réalistes de la bathymétrie dans des conditions variées.

Dans un deuxième temps de notre étude, notre attention s'est tournée vers les données de Biarritz, dont le site possède un nombre de données bien plus limité. L'objectif principal est d'évaluer l'apport des données de Biarritz, qui présentent d'autres caractéristiques, dans l'apprentissage, et le bénéfice potentiel concernant les capacités du modèle sur Duck d'une part, et sur Biarritz d'autre part. L'idée sous-jacente est de développer un modèle capable de capturer plusieurs structures et caractéristiques morphologiques différentes, en combinant les informations provenant de deux sites distincts. Il s'agit d'accroître la robustesse et la polyvalence du modèle, pour évaluer ses possibilités d'application à un éventail plus large de sites côtiers présentant des variations morphologiques et des caractéristiques diverses. Dans cette optique, une approche de fusion des bases de données de Biarritz et de Duck a été entreprise, et l'apprentissage relancé sur les bases de données ainsi fusionnées.

Les résultats obtenus pour le modèle créé seulement sur la base de données de Duck d'une part, et celui créé sur la base d'apprentissage fusionnée d'autre part, sont représentés dans le tableau ci-après. Chacun des deux modèles développés a été testé sur les bases de données test de Biarritz et Duck.

Tableau 1. RMSE (en m) des 2 modèles créés, appliqués à la base de données test de chacun des deux sites d'étude.

	<i>Images de Biarritz</i>	<i>Images de Duck</i>
<i>Modèle Duck</i>	2	0,8
<i>Modèle Biarritz & Duck</i>	0,52	0,74

Les résultats démontrent que l'application d'un modèle formé uniquement sur le site de Duck à des images provenant de Biarritz conduit à des performances médiocres (RMSE = 2 m), soulignant ainsi l'importance des spécificités de chaque site côtier dans la présente application. Toutefois, une amélioration significative est observée lorsque le modèle est

construit sur la base de données fusionnée des deux sites. Dans ce cas, la RMSE (0.52 m et 0.75 m respectivement sur Biarritz et sur Duck) est meilleure que celle obtenue lorsqu'on applique le modèle construit sur un seul site à la base de données test de ce même site.

La fusion des bases de données semblent ainsi offrir la possibilité d'améliorer les prédictions en combinant les informations provenant de différents sites. Cette approche peut permettre au modèle de bénéficier d'une plus grande diversité de données, couvrant des configurations différentes, ce qui peut potentiellement conduire à des prédictions plus robustes et généralisables. Cependant, cette fusion peut également entraîner une moins bonne représentation des caractéristiques spécifiques à chaque site. En effet, en combinant les données de plusieurs sources, il est possible que les nuances et les particularités propres à chaque plage soient moins prononcées dans le modèle final. Cela pourrait entraîner une perte de détails dans les prédictions, en particulier pour les caractéristiques locales ou les structures géomorphologiques distinctes. Ainsi, bien que la fusion des bases de données puisse potentiellement améliorer les performances globales du modèle, il est essentiel qualifier les structures spécifiques à chaque prédiction, ce qui devra être réalisé dans la suite du présent travail.

4. Conclusions

Le suivi de la morphologie des petits fonds mobiles (e.g. barres, chenaux) présente un intérêt majeur pour la compréhension et la modélisation de la dynamique proche plage. Les résultats de cette étude fournissent des perspectives encourageantes quant à l'utilisation de méthodes basées sur l'Intelligence Artificielle pour prédire la bathymétrie côtière de manière continue à partir d'images vidéométriques. Les performances du modèle Pix2Pix, développé et testé sur les sites côtiers de Duck (États-Unis) et de Biarritz (France), ont montré une capacité prometteuse à reconstituer la bathymétrie dans des conditions variées. En particulier, la fusion des bases de données provenant de différents sites a conduit à des améliorations significatives des prédictions, soulignant ainsi l'importance de la diversité des données pour développer des modèles robustes et généralisables. Pour confirmer la fiabilité et la robustesse du modèle, il sera nécessaire de l'étendre à un éventail plus large de sites côtiers, afin d'évaluer sa capacité à s'adapter à différentes configurations géomorphologiques et environnementales. De plus, des travaux futurs pourraient se concentrer sur l'optimisation de la méthode, notamment en explorant des architectures de réseau de neurones plus complexes ou en intégrant davantage de données environnementales pour améliorer la précision des prédictions. En conclusion, cette étude constitue une avancée dans le domaine de l'évaluation de la bathymétrie côtière par Intelligence Artificielle. Elle ouvre la voie à des recherches supplémentaires, nécessaires pour consolider et étendre les résultats obtenus, et à terme soutenir de nouvelles applications dans le domaine de la gestion côtière et de la modélisation des processus littoraux.

5. Références bibliographiques

- AARNINKHOF S.G., RUESSINK B.G., ROELVINK J.A (2005). *Nearshore subtidal bathymetry from time-exposure video images*. Journal of Geophysical Research, Vol 110. <https://doi.org/10.1029/2004JC002791>
- BRODIE K. L., PALMSTEN M. L., HESSER T. J., DUCKHUDT, P. J., RAUBENHEIMER B., LADNER H., ELGAR S. (2018). *Evaluation of video-based linear depth inversion performance and applications using altimeters and hydrographic surveys in a wide range of environmental conditions*. Coastal Engineering, 133, 147-160. <https://doi.org/10.1016/j.coastaleng.2018.01.003>
- CASTELLE B., SCOTT T., BRANDER R., McCARROL J., ROBINET A., TELLIER E., DE KORTE E., SIMONNET B., SALMI L.-R. (2019). Environmental controls on surf zone injuries on high-energy beaches. Nat. Hazards Earth Syst. Sci., 19, 2183–2205. <https://doi.org/10.5194/nhess-19-2183-2019>
- COLLINS A.M., GEHERAN M.P., HESSER T.J., BAK A.S., BRODIE K.L., FARTHING M.W. (2021). *Development of a fully convolutional neural network to derive surf-zone bathymetry from close-range imagery of waves in Duck, NC*. Remote Sensing, 13(23), 4907. <https://doi.org/10.3390/rs13234907>
- ENJALBERT C., CASTELLE B., RIHOUEY D., DAILLOUX D. (2011). *High-frequency video observation of a geologically-constrained barred-beach: La Grande Plage de Biarritz (France)*. Journal of Coastal Research, Special Issue 64: Proceedings of the 11th International Coastal Symposium-ICS, 70–74. <https://www.jstor.org/stable/26482135>
- HOLMAN R., PLANT N., HOLLAND T. (2013). *cBathy: A robust algorithm for estimating nearshore bathymetry*. J. Geophys. Res. Oceans, 118, 2595–2609. <https://doi.org/10.1002/jgrc.20199>
- ISOLA P., ZHU J.Y., ZHOU T., EFROS A.A. (2017). *Image-to-image translation with conditional adversarial networks*. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 1125-1134). <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.632>
- MASSELINK G., HUGHES M., KNIGHT J. (2014). *Introduction to coastal processes and geomorphology*. Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780203785461>
- PINAULT J., MORICHON D., DELPEY M., ROEBER V. (2022). *Field observations and numerical modeling of swash motions at an engineered embayed beach under moderate to energetic conditions*. Estuarine, Coastal and Shelf Science, Volume 279, 108143, ISSN 0272-7714. <https://doi.org/10.1016/j.ecss.2022.108143>
- VAN DONGEREN A.R., PLANT N.G. (2008). *Beach Wizard: Nearshore bathymetry estimation through assimilation of model computations and remote observations*. Journal of Coastal Engineering, 1016-1027. <https://doi.org/10.1016/j.coastaleng.2008.04.011>
- WILSON, G. W., OZKAN-HALLER H., HOLMAN R. (2010). *Data assimilation and bathymetric inversion in a two-dimensional horizontal surf zone model*. Journal of Geophysical Research: Oceans, 115(C12). <https://doi.org/10.1029/2010JC006286>