



Dynamique du trait de côte : approche par réseaux de neurones sur différentes bases de données

Nadia SENECHAL¹, Giovanni COCO²

1. Univ. Bordeaux, CNRS, Bordeaux INP, EPOC, UMR 5805, Allée G. St Hilaire, 33600 Pessac, France.

nadia.senechal@u-bordeaux.fr

2. School of Environment, University of Auckland, 23 Symonds Street, Auckland 1142, New Zealand.

g.coco@auckland.ac.nz

Résumé :

La prévision de la dynamique du trait de côte reste un défi majeur dans la communauté scientifique littorale. De récentes études ont montré que certains prédicteurs relevant de la branche artificielle, le Machine Learning, donnaient des résultats satisfaisants sur des ensembles de données clairsemées. Nous avons appliqué l'un de ces prédicteurs sur un jeu de données très différents de celui pour lequel il avait été calibré. Celui-ci, initialement calibré sur des variables hydrodynamiques et morphologiques extraites d'images vidéo couvrant une période de 3 ans avec des données journalières de position du trait de côte disponibles 73 % du temps et 66 % pour les paramètres morphologiques (état de la plage ou localisation des barres) a été appliqué à des données de levés topographiques de la plage intertidale. Dans la présente étude, la base de données des levés topographiques couvrent une période de 2.5 ans avec une couverture journalière de 14%. Le prédicteur a permis de capturer la dynamique du trait de côte à différentes échelles de temps, de l'événement de tempête à l'échelle saisonnière, et de prédire la position du littoral sur une période de 9 mois avec un RMSE d'environ 3,8 m.

Mots-clés :

Trait de côte, dynamique, Prévision, Intelligence artificielle, Machine learning, Réseau de neurones.

Thème 6 – Risques côtiers

1. Introduction

Malgré de nombreuses études menées à l'échelle internationale, prévoir la dynamique du trait de côte reste encore un enjeu scientifique et sociétal majeur et de nombreuses approches complémentaires sont développées. Certaines approches reposent sur une compréhension et une modélisation fine des processus hydro-sédimentaire à petites et moyennes échelles, d'autres sur une approche dite d'équilibre dynamique (e.g. SPLINTER *et al.*, 2018) et d'autres encore s'appuient sur une branche de l'intelligence artificielle, le Machine Learning (e.g. MONTAÑO *et al.*, 2020 ; SENECHAL & COCO, 2024).

Des études préliminaires (SENECHAL & COCO, 2024) réalisées sur une base de données vidéo du site atelier SNO Biscarrosse ont permis d'évaluer si l'approche neuronale appliquée à des bases de données éparses était pertinente dans l'identification des paramètres contrôlant la dynamique de ce site. L'ensemble des données couvrait une période de 3 ans avec des données journalières de position du trait de côte (avec une précision de +/- 5 m) disponibles 73 % du temps et 66 % pour les paramètres morphologiques (classification morphologique de la plage ou position des barres sableuses). Les périodes hivernales étaient moins représentées que les périodes estivales, la précision du système vidéo étant altérée pendant ces événements (qualité de l'image, erreur sur l'altitude du plan d'eau liée au setup des vagues...). Les résultats ont été encourageants, l'algorithme a fourni une prévision raisonnable de la position du trait de côte (RMSE=6.7 m), capturant à la fois l'échelle saisonnière et l'échelle événementielle (tempête/post-tempête). L'objectif de cette étude est d'évaluer si la méthode de réseaux neuronaux proposée dans SENECHAL & COCO (2024) donne des résultats satisfaisants en s'appuyant sur un jeu de données très différentes tout en gardant la même architecture pour le réseau neuronal. Les données de terrain présentées dans cette étude concernent des levés topographiques réalisés à marée basse pendant 30 mois à très haute fréquence temporelle pendant la saison hivernale permettant de caractériser la réponse du haut de plage aux événements de tempête.

2. Matériel et Méthodes

2.1 Site d'étude et données de terrain

Le site retenu dans cette étude concerne le site DYNALIT de Biscarrosse (Bbeach) situé sur la côte atlantique au sud de l'embouchure du bassin d'Arcachon (Figure 1). Bbeach est une plage sableuse ouverte avec une granulométrie médiane d'environ 0,35 mm soumise à la houle océanique dans un environnement méso-macrotidal. La plage présente généralement une pente douce dans la zone intertidale inférieure (généralement $\tan\beta \sim 0,01-0,02$) et une plage supérieure plus raide (généralement $\tan\beta \sim 0,03-0,05$). Le profil présente généralement un système de doubles barres avec une barre intertidale et une barre subtidale (ALMAR *et al.*, 2009). Des études antérieures ont montré que la

dynamique de la partie supérieure de la plage présente un modèle saisonnier dominant essentiellement déterminé par les conditions saisonnières des vagues (e.g. SENECHAL *et al.*, 2015). Cependant, la composante « tempête/post-tempête » à court terme est également importante dans cette zone (SENECHAL *et al.*, 2015 ; ANGNUURENG *et al.*, 2017 ; BIAUSQUE & SENECHAL, 2019). En particulier, BIAUSQUE & SENECHAL (2019), à l'aide d'études topographiques intensives s'étalant sur deux saisons hivernales consécutives, ont montré qu'une récupération à court terme (en quelques jours) entre les tempêtes pouvait atténuer l'érosion saisonnière. Les précédentes études ont également montré que la dynamique du trait de côte est influencée à la fois par des paramètres hydrodynamiques (marée, vague) et morphologiques (position des barres, SENECHAL *et al.*, 2009, 2015, SENECHAL & COCO, 2024).

Les données utilisées dans cette étude sont celles publiées dans BIAUSQUE & SENECHAL (2019) et correspondent à l'extraction du proxy trait de côte de 130 levés topographiques réalisés entre Novembre 2015 et Octobre 2017 sur un linéaire côtier de 700 m entre le pied de dune et la laisse de basse mer. Elles ont été complétées par les levés effectués avec le même protocole de Novembre 2017 à Avril 2018. Au total la base de données représente 150 levés soit une couverture journalière sur l'ensemble de la période d'environ 14%.

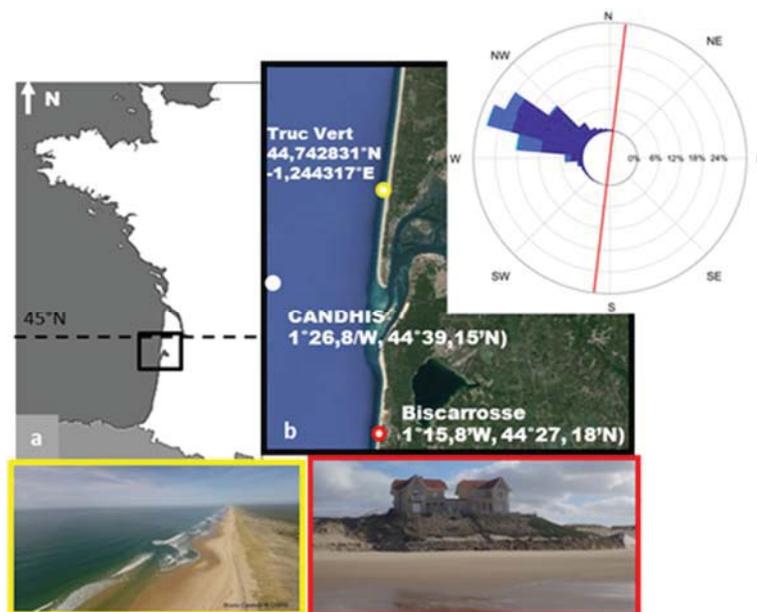


Figure 1. Localisation des deux sites du SNO DYNALIT sur la façade atlantique du SW de la France : Truc Vert (encadré jaune) et Biscarrosse (encadré rouge). Le point blanc représente la position de la bouée houle CANDHIS et la rose des vagues illustre la distribution de la hauteur et de la direction des vagues (période référence présentée : mai 2007 à avril 2010).

Thème 6 – Risques côtiers

2.2 Modèle de réseau neuronal

Le réseau neuronal utilisé dans cette étude est le même que celui utilisé dans SENECHAL & COCO (2024) à savoir le Feed Forward Neuronal network (FFN). Dans ce type de réseau, les informations se déplacent dans une seule direction : depuis les nœuds d'entrée, via les nœuds cachés et vers les nœuds de sortie. Il n'y a pas de cycles ou de boucles dans le réseau contrairement à d'autres réseaux de neurones plus complexes.

L'architecture du FFN se compose de trois types de couches (Figure 2) : 1- la couche d'entrée, 2- la couche cachée et 3- la couche de sortie. Chaque couche est constituée d'unités appelées neurones : les neurones des couches d'entrée seront appelés variables d'entrée, les neurones de la couche cachée seront appelés nœuds. Le nœud de chaque couche cachée prend la somme pondérée des sorties de la couche précédente (la couche d'entrée ou la couche cachée précédente si plusieurs couches cachées sont présentes) et applique une fonction d'activation avant de transmettre le résultat à la couche suivante. La couche finale (couche de sortie) produit enfin la sortie (position du trait de côte) pour les variables d'entrée. Chaque neurone d'une couche est ainsi connecté à chaque neurone de la couche suivante.

Il y a deux phases dans le processus FFN : 1- la phase de propagation: les variables d'entrée sont introduites dans le réseau et se propagent à travers le réseau jusqu'à ce que la couche de sortie soit atteinte et qu'une prédiction soit effectuée. 2- la phase de rétropropagation : une fois la prédiction effectuée, l'erreur (une mesure de la différence entre la sortie prédite et la sortie réelle) est calculée. Cette erreur est ensuite propagée à travers le réseau et les poids sont ajustés pour minimiser cette erreur.

Dans cette étude l'architecture du réseau utilisé est identique à celle utilisée dans SENECHAL & COCO (2024) : le réseau ne comporte qu'une couche cachée composée de 10 nœuds et il n'y a par ailleurs qu'un neurone dans la couche de sortie qui correspond à la position prédite du proxy de trait de côte.

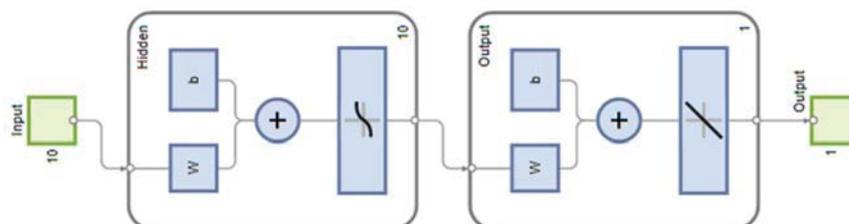


Figure 2. Architecture du réseau neuronal FeedForward Neural Network : (input) variables d'entrée dans (hidden) la couche cachée et (output) prévision de la position du trait de côte. La fonction d'activation est de type sigmoïd dans la couche cachée et linéaire dans la couche de sortie.

2.3 Variables du réseau neuronal

Plusieurs paramètres d'entrée ont été calculés pour le modèle de réseau neuronal. Ils sont regroupés en trois principales catégories : 1- les paramètres hydrodynamiques associés aux caractéristiques des vagues au large (par 50m de fond) ; 2- les paramètres liés à la marée ; 3- les paramètres morphologiques.

Tableau 1. Variables du réseau neuronal (bleu #1-6) Vagues (orange #7-9) Marée et (violet #10) Morphologie.

<i>Description de la variable</i>	<i>#Variable</i>
<i>Hauteur significative des vagues moyennée le jour précédent</i>	<i>1</i>
<i>Hauteur significative des vagues moyennée la semaine précédente</i>	<i>2</i>
<i>Hauteur significative des vagues moyennée le mois précédent</i>	<i>3</i>
<i>Composante longitudinale du flux d'énergie cumulée le jour précédent</i>	<i>4</i>
<i>Composante longitudinale du flux d'énergie cumulée la semaine précédente</i>	<i>5</i>
<i>Composante longitudinale du flux d'énergie cumulée le mois précédent</i>	<i>6</i>
<i>Niveau maximum de hauteur mer atteint le jour précédent</i>	<i>7</i>
<i>Niveau maximum de hauteur mer atteint la semaine précédente</i>	<i>8</i>
<i>Niveau maximum de hauteur mer atteint le mois précédent</i>	<i>9</i>
<i>Indicateur morphologique de la position de la barre interne</i>	<i>10</i>

Les paramètres hydrodynamiques ont été calculés suivant la même méthode que SENECHAL & COCO (2024). Les levés topographiques ne permettant pas toujours d'accéder à la barre interne et ce, même lors des marées basses de vives eaux et SENECHAL & COCO (2024) ayant souligné l'importance de tenir compte de ce paramètre, un proxy de bas de plage a été introduit. Pour cela nous nous sommes appuyés sur les travaux de BIAUSQUE & SENECHAL (2019) qui ont identifié que l'altitude associée au niveau moyen du plan d'eau était un bon proxy pour représenter la dynamique de la position de la barre interne.

3. Résultats

Le jeu de données a tout d'abord été divisé en deux sous-ensembles de données différents: un ensemble de données d'étalonnage et un ensemble de données de prévision à l'aveugle. Pour garantir que l'ensemble de données d'étalonnage couvrait les différentes conditions

Thème 6 – Risques côtiers

hydrodynamiques, nous avons utilisé les premiers 80 % de la série chronologique pour l'étalonnage (elles correspondent aux données de BIAUSQUE & SENECHAL, 2019), les 20 % restants ont été utilisés pour une prévision à l'aveugle (Figure 3). L'ensemble de données d'étalonnage a été divisé en un ensemble de données d'entraînement (noir) et un ensemble de données de test (bleu).

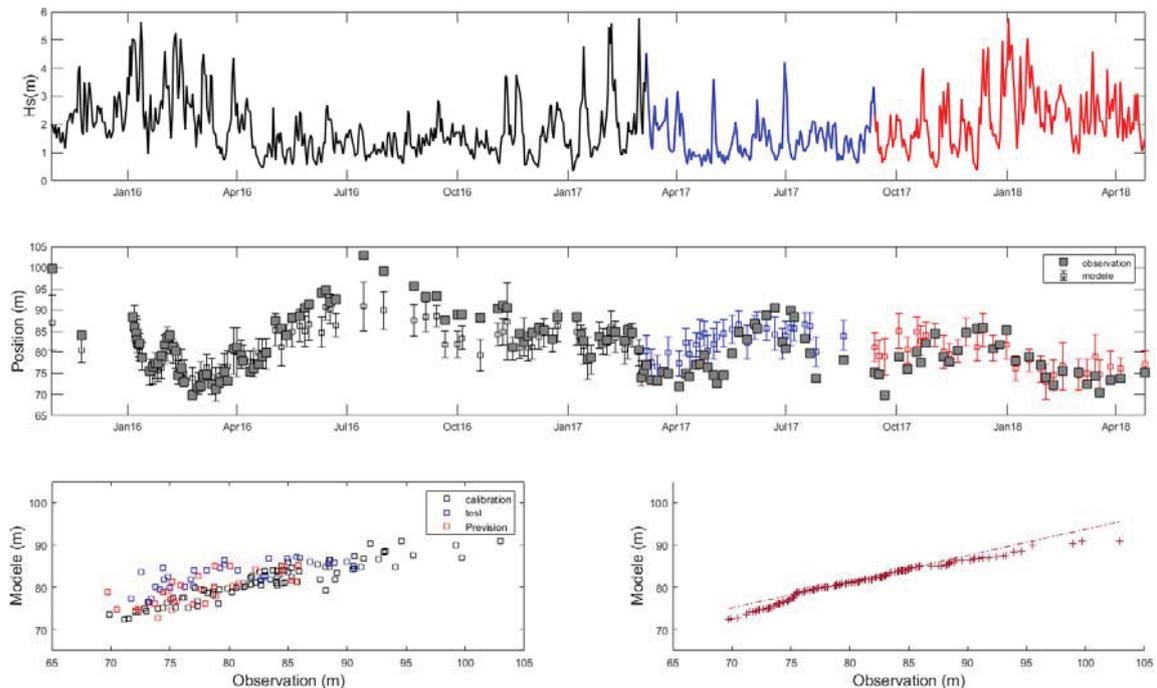


Figure 3. Résultat avec Variables #1-10 : (haut) forçage des vagues avec (noir) période entraînement, (bleu) période test et (rouge) période de prévision; (milieu) position du trait de côte observée (carré gris) et sorties du réseau neuronal sur les trois périodes (avec écart type) (bas gauche): données de sortie du réseau en fonction des observations et (bas droite): tracé quantile-quantile.

La Figure 3 illustre les résultats en prenant en compte l'ensemble des variables du Tableau 1. Les données indiquent que pendant la période d'étalonnage, le FFN est capable de reproduire le comportement saisonnier du trait de côte tout comme la réponse à l'échelle événementielle. Le RMS associé à cette période est de 4.2 m avec un coefficient de corrélation $r = 0.80$, significatif à 99%. On observe toutefois que le modèle sous-estime l'amplitude du ré-engraissement pendant la période estivale 2016 et qu'il surestime le ré-engraissement au début de la saison printanière en 2017. Cette contre-performance peut s'expliquer par l'insuffisance de données utilisées pour entraîner le modèle dans ce type de conditions pendant la phase d'étalonnage et de test. Pendant la période de prévision à l'aveugle, le FFN s'avère également capable de reproduire la dynamique hivernale du trait de côte avec un RMS associé de 3.5 m et un coefficient de corrélation $r = 0.73$. Le tracé

quantile-quantile affiche également une forme asymétrique à gauche qui souligne la difficulté du modèle à représenter les valeurs extrêmes et à réduire l'amplitude des valeurs atteintes.

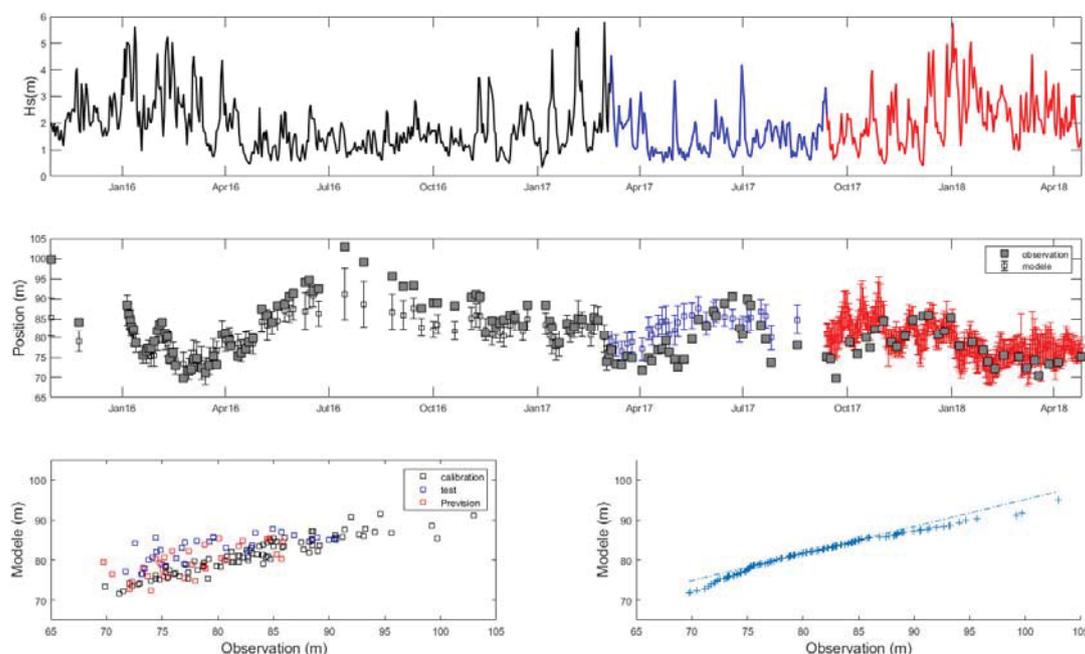


Figure 4. Résultat obtenu avec variables #1-9 (voir légende Figure 3).

La Figure 4 illustre les résultats en prenant en compte uniquement les variables hydrodynamiques et tidales. Les données indiquent que pendant la période d'étalonnage, le FFN donne des résultats similaires à ceux obtenus en tenant compte de la variable morphologique (Figure 3). Le RMS associé à cette période est de 4.3 m avec un coefficient de corrélation $r = 0.80$, significatif à 99%. On observe par contre que sur la période de prévision à l'aveugle, les résultats sont beaucoup plus instables même si le RMS associé reste correct (3.8 m), le coefficient de corrélation chute à 0.24. On observe en particulier que cette phase d'instabilité correspond à la période automnale avant l'arrivée des premiers événements de tempête. Les effets du sous-échantillonnage de ces périodes d'énergie tempérée sur la période d'étalonnage sont ainsi accentués pendant la période de prévision. Cette différence entre la période d'étalonnage et la période de prévision à l'aveugle suggère également un possible biais d'overfitting (sur-apprentissage) qui désigne le fait que le modèle prédictif produit par l'algorithme s'adapte trop bien aux données d'apprentissage mais ne parvient pas à se généraliser.

4. Conclusions

Dans cette étude, nous avons appliqué un réseau neuronal à des données environnementales pour prévoir la dynamique du trait de côte d'une plage océanique

Thème 6 – Risques côtiers

ouverte. L'architecture du réseau utilisée est celle calibrée sur un jeu de données précédents présentant des caractéristiques très différentes tant sur la méthode (vidéo versus levés topographiques dans la précédente étude) que sur la fréquence d'échantillonnage : 66% de couverture journalière avec un biais de représentativité des données estivales dans le premier jeu et 14% de couverture avec un biais sur les données hivernales dans le présent jeu. Le réseau neuronal a fourni une prévision raisonnable de la position du littoral, capturant à la fois l'échelle saisonnière et l'échelle à court terme (tempête/post-tempête). Des études complémentaires vont porter sur la capacité de ce type de prédateur à prévoir la dynamique du bas de plage.

5. Références bibliographiques

- ALMAR R., CASTELLE B., RUESSINK G., SENECHAL N., BONNETON P., MARIEU V. (2009). *High-frequency video observation of a double sandbar system under high-energy wave forcing*, Journal of Coastal Research, SI 56(2), 1706-1710.
- ANGNUURENG, D.B., ALMAR, R., SÉNÉCHAL, N., CASTELLE, B (2017). *Shoreline resilience to individual storms and storm clusters on a meso-macrotidal barred beach*. Geomorphology, 290: 265-276.
- BIAUSQUE, M., SÉNÉCHAL, N., 2019. *Seasonal morphological response of an open sandy beach to winter wave conditions: the example of Biscarrosse beach, SW France*. Geomorphology, 332:157-169.
- MONTAÑO, J., COCO, G., ANTOLINEZ, J., BEUZEN, T., BRYAN, K. et al., 2020. *Blind testing of shoreline evolution models*. Scientific Reports, Nature Publishing Group, 10(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-020-59018-y>
- SENECHAL, N., COCO, G. (2024). *On the role of hydrodynamic and morphologic variables on neural network prediction of shoreline dynamics*. Geomorphology, <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2024.109084>
- SÉNÉCHAL, N, COCO G., CASTELLE, B., MARIEU, V., (2015). *Storm impact on the seasonal shoreline dynamics of a meso- to macrotidal open sandy beach (Biscarrosse, France)*. Geomorphology, 228, 448-461.
- SÉNÉCHAL N., GOURIOU T., CASTELLE B., PARISOT J.P., CAPO S., BUJAN S., HOWA H., (2009). *Morphodynamic response of a meso- to macro-tidal intermediate beach based on a long-term data-set*, Geomorphology, 107, 263-274.
- SPLINTER, K.D., GONZALEZ, M.V.G., OLTMAN-SHAY, J., RUTTEN, J., HOLMAN, R., (2018). *Observations and modelling of shoreline and multiple sandbar behaviour on a high-energy meso-tidal beach*. Continental Shelf Research, 159, 33-45.

Remerciements

Nous remercions le SNO DYNALIT (Service National d'Observation du trait de Côte – INSU) et l'OCNA (Observatoire de la Côte Nouvelle Aquitaine) pour leur soutien financier.