

L'intelligence artificielle pour le suivi de l'érosion des falaises

Z. Bessin^{1, 2}, P. Letortu¹, C. Delacourt², M. Jaud^{2,3}

¹ LETG Brest, UBO, CNRS, UMR 6554, F-29280 Plouzane, France

² Geo-Ocean, UBO, CNRS, Ifremer, UMR 6538, F-29280 Plouzane, France

³ IUEM, CNRS, IRD, UAR 3113, F-29280 Plouzane, France

[Voir la présentation](#)

Résumé de l'intervention

En 2020, un tiers de la population mondiale vivait dans les zones proches du littoral (Reimann *et al.*, 2023) et en 2010, 34 % de la population urbaine y résidait (Kummu *et al.*, 2016). Les dernières études estiment que le trait de côte global est composé de 27 % à 53 % de côtes à falaises (Young et Carilli, 2019 ; Costa *et al.*, 2025). Dans un contexte de changement climatique, le littoral est exposé à l'élévation du niveau marin (entre 0,28 m et 1,02 m selon les scénarios du dernier rapport du GIEC, (Cooley *et al.*, 2022). Cette conjecture entraîne un risque accru d'érosion, ce qui soulève un ensemble d'enjeux humains, infrastructurels et économiques. Avec un accroissement de la pression s'exerçant sur le littoral et une accentuation de l'érosion côtière, il émerge un besoin de gestion et de prévention adaptées, notamment pour les côtes à falaises (Loi Climat et Résilience, 2021 ; *Article L121-22-1*, 2021 ; *Article L121-22-2*, 2021). Les falaises sont des objets géomorphologiques plus ou moins verticaux pouvant couvrir de larges emprises spatiales, dont l'évolution (par recul) a lieu sur l'ensemble du front de falaise. Ainsi, il s'agit du meilleur point de vue pour suivre l'érosion des falaises (Young *et al.*, 2009). Un grand nombre d'agents et processus interviennent dans le processus d'érosion, et ce, à différentes échelles spatiotemporelles avec parfois des combinaisons et des relais entre les différents facteurs. Il en résulte une complexité à estimer la contribution de chaque facteur ou bien de leurs combinaisons dans l'érosion des falaises. Pour mieux comprendre ce processus, il faut étudier les falaises à différentes échelles spatiales et temporelles, avec le développement de systèmes d'observation (suivi diachronique et données multiéchelles). Dans ce but, la télédétection est déjà couramment utilisée pour le suivi des falaises, notamment avec les techniques LiDAR (Terefenko *et al.*, 2018 ; Luetzenburg *et al.*, 2021) ou la photogrammétrie (Genchi *et al.*, 2015 ; Jaud *et al.*, 2020 ; Letortu *et al.*, 2020 ; Tavani *et al.*, 2020). De nombreuses méthodes sont développées afin d'obtenir et de traiter des données à l'échelle du site (échelle locale). Cependant, afin de mieux comprendre les interactions des différents facteurs, il est nécessaire de changer d'échelle, en étudiant les phénomènes sur de plus grandes emprises. En ce sens, la télédétection spatiale est un élément

de réponse. Les satellites Pléiades permettent d'obtenir des images obliques dans lesquelles le front de falaise peut être observé, avec une configuration stéréoscopique ou tristéréoscopique, sur plusieurs dizaines de kilomètres, avec une résolution d'environ 70 cm et une fréquence de revisite quotidienne (Coeurdevey et Gabriel-Robez, 2012 ; Coeurdevey et Fernandez, 2019). En parallèle du développement des capteurs satellites, les performances de calcul ont également été améliorées (multipliées par 107 en 32 ans). La mise en place de systèmes d'observation et d'un suivi diachronique sous-entend l'acquisition d'un volume important de données et pose la question du traitement de celles-ci, lorsque les ressources humaines ne sont plus suffisantes. L'intelligence artificielle et l'apprentissage profond apparaissent alors comme des outils permettant d'appuyer ce traitement. Dans cette présentation, le modèle de détection d'objets YOLOv8 (Redmon *et al.*, 2016 ; Jocher *et al.*, 2023) est testé sur les falaises de Zakynthos (Grèce) afin de détecter et localiser des mouvements de masse (éboulements/écroulements) dans des images obliques Pléiades. Ces travaux soulèvent le manque d'études associant l'IA au suivi des falaises ainsi que de jeux de données adaptés permettant l'exploration de ces approches. Les premiers résultats obtenus permettent de détecter les mouvements de masse avec une précision de 87 % et un rappel de 77 %. Bien qu'un certain nombre de mouvements de masse restent omis par le modèle, ces performances sont encourageantes quant à l'élaboration d'un modèle capable de détecter des mouvements de masse dans l'imagerie Pléiades. Ce type de modèle d'IA permettrait de fournir des bases de données géolocalisées de mouvements de masse. Ces bases de données pourraient être utilisées afin de réaliser des analyses statistiques géospatiales ou d'alimenter des modèles statistiques s'intéressant à la distribution spatiotemporelle des mouvements de masse sur le linéaire côtier (Letortu *et al.*, 2025).

Bibliographie

Article L121-22-1, Code de l'urbanisme, (2021).

Article L121-22-2, Code de l'urbanisme, (2021).

COEURDEVEY, L. et FERNANDEZ, K. (2019), *Pléiades Imagery - User Guide* (Technical No. USRPHR-DT-125-SPOT-2.0), p. 106, France : Airbus Defence and Space Intelligence.

COEURDEVEY, L. et GABRIEL-ROBEZ, C. (2012), *Pléiades Imagery - User Guide* (Technical No. USRPHR-DT-125-SPOT-2.0), p. 118, France : Astrium GEO-Information Services.

COOLEY, S. R., SCHOEMAN, D. S., BOPP, L., BOYD, P., DONNER, S., ITO, S.-I., KIESSLING, W., MARTINETTO, P., OJEA, E., RACAULT, M.-F., ROST, B. et SKERN-MAURITZEN, M. (2022), 2022: Oceans and Coastal Ecosystems and Their Services, in PÖRTNER, H. -O., ROBERTS, D. C., TIGNOR, M., POLOCZANSKA, K., MINTENBECK, K., ALEGRÍA, A., CRAIG, M., LANGSDORF, S., LÖSCHKE, S., MÖLLER, V., OKEM, A., et RAMA, B. (dir.), *Climate*

Change 2022: Impacts, Adaptation and Vulnerability. Contribution of Working Group II to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, p. 379-550, Cambridge and New York : Cambridge University Press.

COSTA, S., MEDJKANE, M. et MAQUAIRE, O. (2025), Vers la détection semi-automatique de la répartition des falaises et des côtes rocheuses à l'échelle mondiale, *Géomorphologie : relief, processus, environnement*, 31(2), <https://doi.org/10.4000/14mnx>.

GENCHI, S. A., VITALE, A. J., PERILLO, G. M. E. et DELRIEUX, C. A. (2015), Structure-from-Motion Approach for Characterization of Bioerosion Patterns Using UAV Imagery, *Sensors*, 15(2), 3593-3609, <https://doi.org/10.3390/s150203593>.

JAUD, M., BERTIN, S., BEAUVERGER, M., AUGEREAU, E. et DELACOURT, C. (2020), RTK GNSS-Assisted Terrestrial SfM Photogrammetry without GCP: Application to Coastal

Morphodynamics Monitoring, *Remote Sensing*, 12(11), 1889, <https://doi.org/10.3390/rs12111889>.

JOCHER, G., CHAURASIA, A. et QIU, J. (2023), *Ultralytics YOLOv8* [Logiciel].

KUMMU, M., DE MOEL, H., SALVUCCI, G., VIVIROLI, D., WARD, P. J. et VARIS, O. (2016), Over the hills and further away from coast: global geospatial patterns of human and environment over the 20th–21st centuries, *Environmental Research Letters*, 11(3), 034010, <https://doi.org/10.1088/1748-9326/11/3/034010>.

LETORTU, P., AUDARD, F., REBOUL, L., DAVID, L., PENSEC, C., FONLÉNO, M., COSTA, S. et MAQUAIRE, O. (2025), Analyse spatio-temporelle des éboulements/écroulements (2000-2015) entre Etretat et Le Tréport (Seine-Maritime, Normandie) avec une régression logistique binomiale spatiale orientée de panel, *Géomorphologie : relief, processus, environnement*, 31(2), <https://doi.org/10.4000/1381x>.

LETORTU, P., JAUD, M., THÉRY, C., NABUCET, J., TAOUKI, R., PASSOT, S. et AUGEREAU, E. (2020), The potential of Pléiades images with high angle of incidence for reconstructing the coastal cliff face in Normandy (France), *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 84, 101976, <https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.101976>.

LUETZENBURG, G., KROON, A. et BJØRK, A. A. (2021), Evaluation of the Apple iPhone 12 Pro LiDAR for an Application in Geosciences, *Scientific Reports*, 11(1), 22221, <https://doi.org/10.1038/s41598-021-01763-9>.

REDMON, J., DIVVALA, S., GIRSHICK, R. et FARHADI, A. (2016), You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 779-788, <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>, Las Vegas, NV, USA : IEEE, ISBN: 978-1-4673-8851-1.

REIMANN, L., VAFEIDIS, A. T. et HONSEL, L. E. (2023), Population development as a driver of coastal risk: Current trends and future pathways, *Cambridge Prisms: Coastal Futures*, 1, e14, <https://doi.org/10.1017/cft.2023.3>.

TAVANI, S., PIGNALOSA, A., CORRADETTI, A., MERCURI, M., SMERAGLIA, L., RICCARDI, U., SEERS, T., PAVLIS, T. et BILLI, A. (2020), Photogrammetric 3D Model via Smartphone GNSS Sensor: Workflow, Error Estimate, and Best Practices, *Remote Sensing*, 12(21), 3616, <https://doi.org/10.3390/rs12213616>.

TEREFENKO, P., ZELAYA WZIĄTEK, D., DALYOT, S., BOSKI, T. et PINHEIRO LIMA-FILHO, F. (2018), A High-Precision LiDAR-Based Method for Surveying and Classifying Coastal Notches, *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 7(8), 295, <https://doi.org/10.3390/ijgi7080295>.

YOUNG, A. P. et CARILLI, J. E. (2019), Global distribution of coastal cliffs, *Earth Surface Processes and Landforms*, 44(6), 1309-1316, <https://doi.org/10.1002/esp.4574>.

YOUNG, A. P., GUZA, R. T., FLICK, R. E., O'REILLY, W. C. et GUTIERREZ, R. (2009), Rain, waves, and short-term evolution of composite seacliffs in southern California, *Marine Geology*, 267(1-2), 1-7, <https://doi.org/10.1016/j.margeo.2009.08.008>.