

# Méthode de comparaison de nuages de points acquis par scanner laser mobile pour caractériser les éboulements des falaises côtières

■ Baptiste FELDMANN - Clara LÉVY - Thomas DEWEZ - Nathalie MARÇOT

*La comparaison diachronique de nuages de points LiDAR a permis d'estimer l'aléa éboulement pour de nombreuses falaises alpines. L'acquisition de données adéquates pour des falaises côtières est plus ardue car la position idéale pour des mesures TLS (Terrestrial Laser Scanning) ou le pilotage d'un drone est située dans la zone submersible.*

*L'acquisition de données LiDAR depuis un bateau avait donc été testée lors du projet VALSE (2011 - 2015), montrant les difficultés de traitement de ces données (Giuliano, 2015). Cette étude vient compléter les travaux existants en proposant une méthode de comparaison de levés LiDAR avec un point de vue vecteur (c'est-à-dire, sans rastérisation des données), élaborée en utilisant l'algorithme M3C2 (Lague et al, 2013). Les distances entre nuages, qualifiées statistiquement, servent à cartographier les zones d'érosion, ainsi qu'à déduire la forme des blocs éboulés par regroupement des points appartenant à ces zones.*

## MOTS-CLÉS

Suivi temporel, falaise, risque éboulement, LiDAR, laser-scanner mobile

vecteur (c'est-à-dire sans passer par une rastérisation des données LiDAR) qui a été élaborée en utilisant l'algorithme M3C2 (Lague et al, 2013). Malgré un filtrage de la végétation par orthophotos (Giuliano, 2015), des résidus de végétation non filtrés induisent des différences nuage à nuage suspectes qui ont rendu nécessaire l'ajout d'un processus d'analyse des indicateurs statistiques de la géométrie des blocs (similaire à ceux de la méthode CANUPO de Brodu et Lague, 2012) afin de distinguer les faux positifs.

## Contexte d'étude

La base de données LiDAR acquise sur la falaise de Carry-le-Rouet a été produite à partir de 3 levés par MLS (*Mobile Laser Scanning*) embarqué sur un bateau. La topographie complexe du site avec une falaise sinueuse ainsi que le faible marnage en Méditerranée n'ont pas permis d'envisager une numérisation par voie aérienne ou par voie terrestre à l'aide d'un TLS (*Terrestrial Laser*

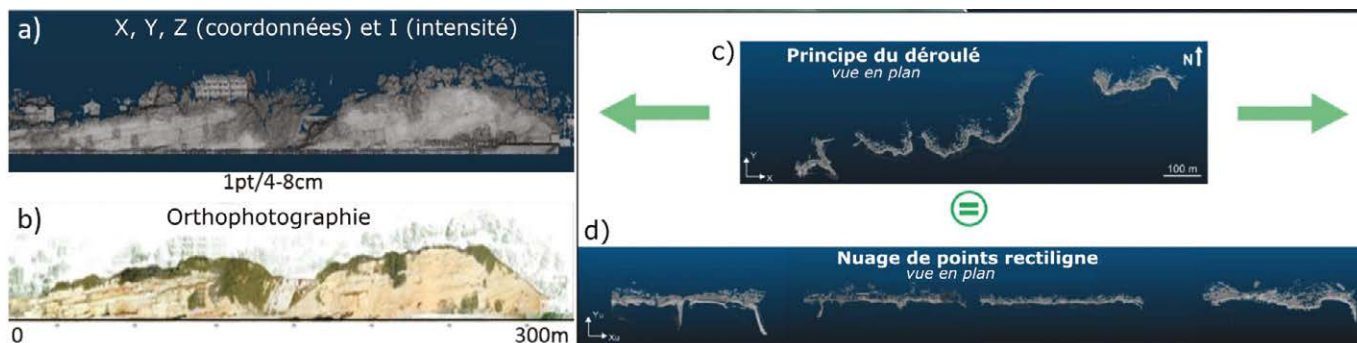
## Introduction

Les éboulements provoquent régulièrement la destruction d'ouvrages situés en tête de falaise et exposent les usagers à un risque important. Les falaises bordant la Méditerranée en région Provence-Alpes-Côte d'Azur (PACA) ont un taux d'érosion annuel moyen, voire faible (quelques mm à cm/an ; Giuliano, 2015). Malgré cela, les falaises côtières de Carry-Le-Rouet avaient été identifiées comme particulièrement à risque, pas tant à cause d'un aléa éboulement élevé, mais plutôt d'une urbanisation importante à proximité de la tête de falaise (Marçot, 2006). Dans l'objectif de pouvoir quantifier précisément l'aléa éboulement à Carry-le-Rouet, le suivi topographique de 3,5 km de côte découpés en 4 linéaires avec un LiDAR mobile installé sur un bateau avait été entamé dès février 2011, puis répété en novembre 2011 et en juillet 2012 (voir la figure 1 pour la localisation).

L'objectif de ce projet de fin d'études fait au BRGM est donc de réaliser, à partir d'une série de mesure LiDAR, une comparaison de l'évolution du trait de côte afin d'identifier les zones de départ de chutes de blocs et de modéliser les cicatrices d'érosion en 3D. Une nouvelle méthodologie de comparaison diachronique est développée ici, à partir des levés LiDAR avec un point de vue



**Figure 1.** Localisation des levés effectués depuis un bateau sur le site de Carry-le-Rouet (13). D'après Giuliano (2015).

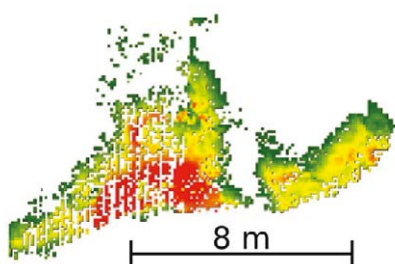


**Figure 2.** (a) Données LiDAR d'une portion de falaise vue de face avec (b) l'ortho-photo correspondante. Principe du déroulé des données LiDAR selon la géométrie du trait de côte, vue planaire de l'ensemble des linéaires avant (c) et après (d) le déroulé. D'après Giuliano (2015).



Scanning). C'est donc une numérisation par MLS embarqué qui a été préférée. Cette solution permet d'effectuer un relevé dynamique avec une certaine rapidité et efficacité. Néanmoins, l'acquisition des données ayant été réalisée par deux prestataires distincts, les nuages de points obtenus ont des densités différentes. Ainsi, les distances au 1<sup>er</sup> voisin au quantile 67 % sont d'environ 7,2 cm pour la première époque de levé (février 2011), 5,6 cm pour la deuxième époque de levé (novembre 2011) et 3,4 cm pour la troisième époque (juillet 2012). Ces différences de densité devront être prises en compte dans les comparaisons diachroniques afin de réaliser des calculs qui soient cohérents entre eux. Par ailleurs, ces données avaient déjà fait l'objet d'un pré-traitement important par J. Giuliano en 2015, qui a permis de filtrer la végétation par ortho-photos et de réaliser le déroulé géométrique des nuages de points selon des arcs de cercle et des segments rectilignes qui reproduisent le tracé sinueux du trait de côte (figure 2).

De plus, les données LiDAR de Carry-le-Rouet avaient déjà été comparées entre elles en passant par un modèle numérique de surface en format grille 2,5D (Giuliano, 2015 ; Prémaillon, 2014). Cette méthode de rasterisation facilite les calculs mais ne permet pas une modélisation fine et réaliste des cicatrices d'érosion. Ainsi, les travaux de J. Giuliano (2015) et M. Prémaillon (2014) ont révélé que les répartitions des points dans les 3 nuages LiDAR ne sont pas homogènes. La grille 2,5D ainsi construite possède donc des pixels qui ne contiennent pas de points et donc pas d'information sur le recul de la falaise. Ceci aura pour conséquence d'avoir



**Figure 3.** Exemple d'un bloc érodé sur le linéaire 4, éclaté en une multitude de sous-cicatrices, d'après Prémaillon (2014)

des cicatrices d'érosion éclatées en une multitude de sous-cicatrices (figure 3). Ce phénomène va alors fausser l'estimation probabiliste de l'aléa éboulement et rendre difficile l'étude des mécanismes d'érosion.

## Chaîne de traitement

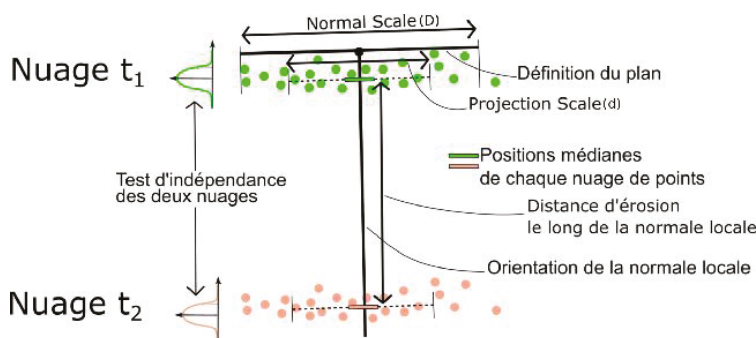
Dans la méthode proposée ici, les comparaisons entre les nuages LiDAR de Carry-le-Rouet ne seront pas effectuées à l'aide d'une grille 2,5D, mais par comparaison de nuage à nuage en 3D. Cette analyse vectorielle qui permet d'avoir une meilleure modélisation des blocs, s'appuie sur l'algorithme M3C2, pour *Multiscale Model to Model Cloud*

*Comparison* (Lague et al., 2013) plugin de CloudCompare (EDF R&D).

Dans les paragraphes suivants, la méthodologie employée est décrite par 1) le processus d'analyse des données qui a permis de sélectionner les valeurs des paramètres de cet algorithme de façon objective, 2) les estimations de distances entre nuages qui sont qualifiées statistiquement et servent à cartographier les zones d'érosion, 3) la forme des blocs érodés qui est déduite des zones d'érosion par une méthode de regroupement des points des nuages LiDAR constituant les faces avant et arrière des blocs. A chacun de ces blocs, il est associé une estimation de l'erreur de cubage afin d'affiner la quantification d'un taux d'érosion annuel moyen et d'une relation volume éboulé / fréquence d'occurrence.

## Méthode de comparaison de nuage à nuage

Afin d'obtenir une cartographie des zones de départ des chutes de blocs sur la falaise, il a fallu effectuer 3 comparaisons entre les nuages de points des 3 époques de levés LiDAR. L'algorithme de comparaison utilisé, M3C2, fonctionne sur le principe de *core-points* qui correspondent au nuage référé-



**Figure 4.** Schéma du principe de fonctionnement de l'algorithme M3C2, d'après Lague et al. (2013).

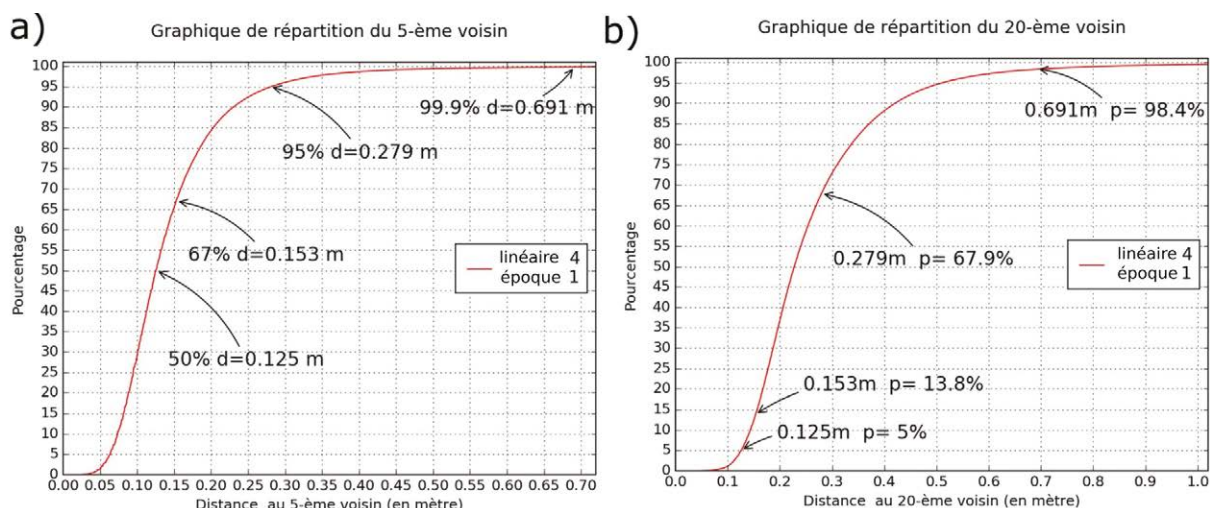


Figure 5. Analyse des distances aux plus proches voisins.

rence sous-échantillonné pour avoir une répartition des points qui soit uniforme. Comme le montre la figure 4, sur chaque core-point, la distance de nuage à nuage va être calculée entre les deux positions médianes des deux nuages le long de la normale locale. Cette normale sera définie à partir du plan estimé par les points contenus dans une sphère de diamètre  $D$  que l'on nomme "Normal Scale" et dont le centre correspond à chaque core-point. Les positions médianes sont définies à partir des points contenus dans un cylindre (orienté selon la normale précédemment calculée) de diamètre  $d$  que l'on nomme "Projection Scale" et centré sur chaque core-point.

Le choix des deux paramètres *Normal Scale* et *Projection Scale* est donc essentiel pour le bon déroulement des comparaisons. Dans le but de fixer de façon objective leurs valeurs, nous avons procédé à une analyse fine des caractéristiques des nuages de points. L'un des avantages de l'algorithme M3C2 est qu'il réalise un calcul d'indépendance sur les deux nuages de points, afin d'estimer si la distance calculée est significative d'un point de vue statistique et correspond donc bien à une réalité physique. Pour estimer cet intervalle de confiance, l'algorithme a besoin d'un minimum de 5 points contenus dans le cylindre de la *Projection Scale*. De plus, les chercheurs ayant développé M3C2 préconisent environ une vingtaine de points dans ce cylindre afin d'avoir un calcul d'intervalle de confiance qui soit robuste.

Pour estimer la valeur de la *Projection Scale*, nous nous sommes donc appuyés sur la répartition des distances au 5<sup>e</sup> et au 20<sup>e</sup> voisin (figure 5). Afin de garder une cohérence dans les calculs, une seule valeur de *Projection Scale* devait être choisie et notre choix a donc été effectué à partir du nuage de points le moins dense (correspondant au nuage LiDAR de février 2011 sur le linéaire 4).

Pour maximiser les chances d'avoir au moins 5 voisins autour de chaque core-point à la distance  $d/2$  (avec  $d$ , le diamètre de la *Projection Scale*), cette valeur a été choisie pour correspondre au quantile 95 % de la répartition des distances au 5<sup>e</sup> voisin. Comme le montre la figure 5, cette distance est de 28 cm dans notre exemple et correspond à un quantile d'environ 68 % de la répartition des points au 20<sup>e</sup> voisin. Ce choix de *Projection Scale* correspond

donc à nos attentes, puisqu'il s'agit d'une valeur assez grande pour avoir une probabilité de présence élevée pour 5 points voisins voire plus, mais qui reste assez petite pour détecter les plus petits blocs érodés.

Pour estimer la valeur de la *Normal Scale*, nous avons procédé à l'étude de la rugosité des nuages LiDAR de Carry-le-Rouet. En effet, l'orientation de la normale locale va dépendre de la taille de la sphère de sélection des points. Une sphère trop petite laissera le bruit interne à chaque nuage influencer l'orientation de la normale. À l'inverse, une sphère trop grande conduira à la définition d'une normale locale qui suivra mal les variations d'orientation de la falaise. Nous avons donc mis en place un protocole pour nous permettre de choisir une valeur de *Normal Scale* de façon la plus objective possible.

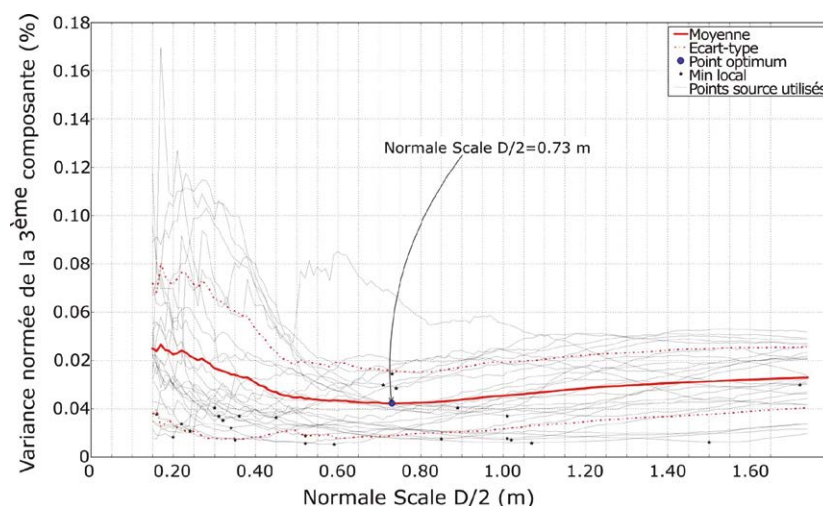


Figure 6. Optimisation du rayon de la *Normal Scale*, exemple pour une portion de falaise en calcarénite sur le linéaire 1.

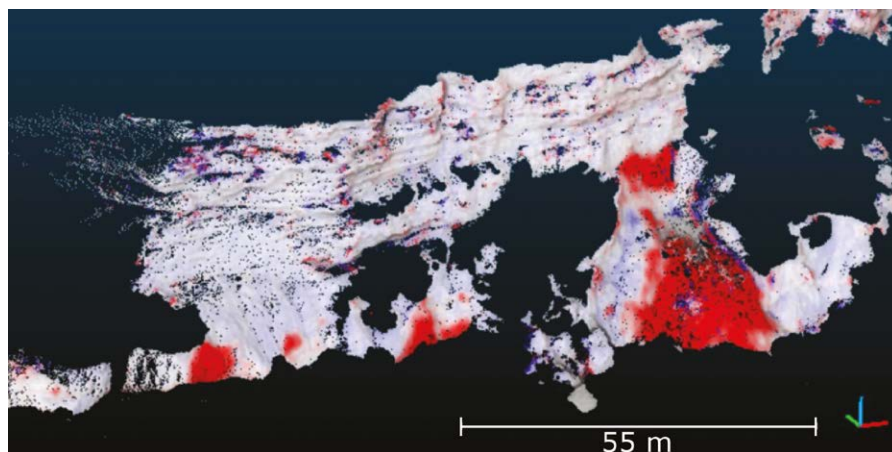


Tout d'abord, nous avons choisi des portions de falaise représentatives des unités géologiques présentes (calcarénite, conglomérat ou marnes/sables) afin d'avoir une rugosité des matériaux qui soit homogène sur chaque portion. Ensuite, nous avons choisi des points source sur chaque portion pour réaliser un calcul d'ACP (Analyse en Composantes Principales) en utilisant les points contenus dans une sphère autour de ces points sources et dont le rayon de recherche varie. Enfin, comme le montre la *figure 6*, nous avons regardé la variation de la 3<sup>e</sup> composante principale (celle qui correspond à la dispersion en profondeur et qui peut être interprétée comme la rugosité) en fonction du rayon de recherche pour tous les points sources choisis. En moyennant les résultats pour l'ensemble des points sources d'une portion, nous observons que la courbe du ratio de la 3<sup>e</sup> composante principale en fonction du rayon de recherche comporte un minimum correspondant au rayon optimum  $R=D/2$  pour définir la taille de la *Normal Scale*. En effet, ce rayon de recherche doit être assez grand pour que l'orientation de la normale qui en découle ne soit pas influencée par le bruit interne du nuage de points, mais assez petit afin de permettre à la normale de suivre les variations d'orientation de la falaise liées à l'alternance de couches plus ou moins friables.

Pour chaque portion de falaise étudiée, nous obtenons donc une valeur de rayon optimum (50 cm pour les marnes/sables, 50 cm pour les conglomérats et 73 cm pour les calcarénites). Dans le but d'avoir une cohérence dans les calculs, nous avons donc choisi une unique valeur de *Normal Scale* avec  $D/2=50$  cm qui correspond à la valeur optimale pour les portions de falaise composées de marnes/sables et de conglomérats.

### ■ Modélisation des blocs érodés

Comme le montre la *figure 7*, l'algorithme M3C2 évalue pour chaque core-point la distance de nuage à nuage tout en réalisant un calcul d'intervalle de confiance dans le but de savoir si la distance d'érosion est significative. Pour modéliser les cicatrices d'érosion, il a fallu réaliser une extraction pour chaque comparaison de nuage

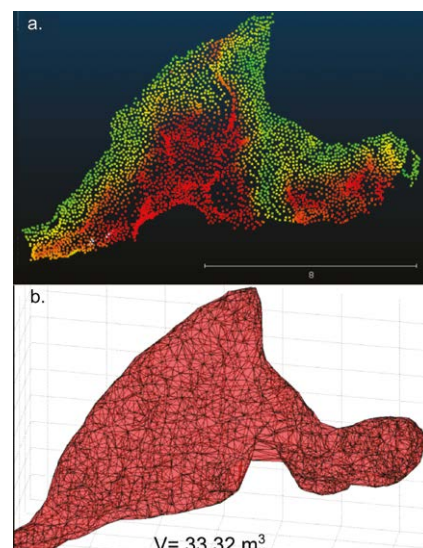


**Figure 7.** Exemple de résultat de l'algorithme M3C2 sur une portion de falaise du linéaire 4. En rouge les zones d'érosion significatives et en bleu les zones d'accumulation significatives.

à nuage de tous les core-points ayant une distance significative. L'objectif est ensuite de réaliser une classification des core-points contigus. L'enjeu ici est donc de regrouper les core-points ayant une distance significative en groupes représentant les blocs érodés. Pour réaliser cette étape de partitionnement de données, nous nous sommes appuyés sur un algorithme de *clustering* disponible dans la bibliothèque de programmation *Scikit-Learn* en Python : DBSCAN (pour *Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*).

Cet algorithme a l'avantage de fonctionner à partir de critères spatiaux contrairement aux algorithmes de type  $k_{moyennes}$  ou maximum de vraisemblance. Les paramètres à définir pour cet algorithme correspondent à un nombre minimum de points  $N$  que doit contenir chaque groupe et une distance seuil de recherche des points voisins,  $D_{seuil}$ . Cette étape permet d'avoir une première approximation en 3D de la forme des cicatrices d'érosion, en se basant sur le nuage de référence sous-échantillonné. Une des difficultés rencontrées est qu'il faut définir des valeurs appropriées pour les paramètres  $N$  et  $D_{seuil}$ . Le nombre minimum de points que doit contenir un groupe a été fixé à 2 afin d'obtenir les blocs les plus petits possible. En revanche, l'optimisation du seuil de recherche des voisins  $D_{seuil}$  est plus complexe et plusieurs valeurs de  $D_{seuil}$  ont été testées entre 15 cm et 55 cm afin de comparer les résultats obtenus. Car, lorsque  $D_{seuil}$  est inférieure à 15 cm, nous avons observé que l'opération de clustering était alors très influencée par

la faible densité des nuages de points. La valeur de 55 cm a été fixée selon la valeur de la *Projection Scale* (d). Pour améliorer la modélisation de la forme 3D des cicatrices, il est nécessaire de sélectionner les points originaux des nuages comparés situés à l'intérieur des groupes de core-points. À partir de cette sélection, un calcul de cubage des volumes est effectué à partir d'un script MATLAB développé par J. Lundgren, 2010. Ce traitement consiste au calcul d'alphashape qui permet de modéliser chaque bloc de points en réalisant une triangulation 3D de Delaunay puis en testant chaque arête par une valeur maximale. Ces maillages possèdent l'avantage qu'ils peuvent contenir des portions concaves et donc représenter plus fidèlement les cicatrices d'érosion (*figure 8*).



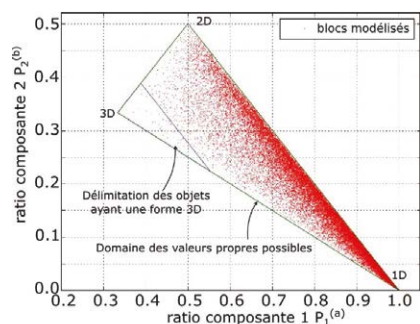
**Figure 8.** Exemple d'un bloc érodé sur le linéaire 4, à partir des core-points (a) puis, modélisé par maillage (b).

Malgré les procédures mises en place afin de supprimer la végétation des nuages de points avant la chaîne de traitements, il subsiste des distances nuage à nuage suspectes. Elles peuvent être statistiquement significatives, mais positionnées dans des zones résiduelles de végétation qui n'existaient pas sur l'ortho-photo de référence, ou liée à des aménagements urbains. Pour les exclure de la base de données d'érosion, des indicateurs statistiques de la géométrie similaires à ceux de la méthode CANUPO de Brodu et Lague (2012) sont utilisés pour distinguer les faux positifs (érosion non liée à un départ de roche). Cette méthode se base sur l'étude des ratios notés  $P_1$ ,  $P_2$ ,... des composantes principales de chaque bloc définis de la manière suivante : [1]

$$P_1 = \frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3}; P_2 = \frac{\lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3}; P_3 = \frac{\lambda_3}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3} \quad [1]$$

avec  $\lambda_1$ ,  $\lambda_2$  et  $\lambda_3$  les composantes principales de chaque bloc.

Ces ratios permettent de déterminer si un objet a une géométrie à dominante 3D, 2D ou 1D. Cette méthode part du principe qu'un faux positif aura une géométrie en 3D tandis que les cicatrices d'érosion auront une géométrie plutôt en 2D ou en 1D (en général les volumes éboulés sont en forme de lentille, avec une épaisseur faible au regard de leur hauteur et de leur largeur). La figure 9 montre la répartition des blocs obtenus dans un diagramme  $P_1$  en fonction de  $P_2$ . Un seuil est défini pour exclure les blocs à la géométrie à dominante 3D. Ce seuil a été fixé à partir de l'observation de la géométrie de plusieurs blocs



**Figure 9.** Répartition des ratios des composantes ACP pour les blocs modélisés par classification des points significatifs contigus en cicatrices avec Dseuil=0,25 m et N=2.

identifiés comme étant des faux positifs. Il correspond à la valeur de  $P_3$  lorsque ce ratio atteint 67 % de sa valeur maximale. C'est-à-dire lorsque le bloc étudié a une géométrie en 3D supérieur à 67 %. Environ 0,2 % des blocs sont jugés non conformes et exclus du catalogue de blocs.

### ■ Analyse des résultats

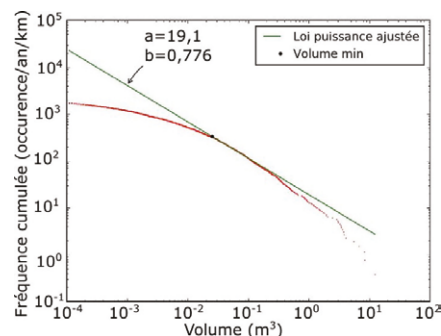
L'évaluation de l'aléa probabiliste se réalise à partir de la relation entre les volumes éboulés et leurs fréquences d'occurrence. Cette relation est calculée en utilisant une fonction de distribution cumulative complémentaire. Cette fonction correspond au nombre d'occurrences cumulées d'éboulements ayant un volume supérieur ou égal à  $V$  rapporté à l'année et par kilomètre linéaire de falaise.

Pour les éboulements, cette relation suit une loi puissance définie par l'équation suivante (Dussauge-Peisser et al., 2002):

$$F = aV^{-b} \quad [2]$$

avec  $a$ , le facteur correspondant au nombre de blocs attendu sur une année pour 1 km linéaire de falaise et qui ont un volume supérieur ou égal à  $1 \text{ m}^3$  et  $b$ , l'exposant qui définit la pente de la loi puissance en échelle logarithmique, et qui caractérise la relation d'atténuation entre les petits et les gros volumes.

La figure 10 montre la représentation de cette fonction de distribution cumulative complémentaire pour notre catalogue de blocs. Cette fonction représente l'aléa probabiliste de notre site et devrait, en théorie, former une droite en échelle logarithmique. Ce phénomène de sous-estimation du nombre de petits et gros volumes éboulés est décrit dans l'article de Stark et Hovius (2001) et s'explique par le fait que la méthode d'acquisition et la chaîne de traitements ne permettent pas de modéliser de façon exhaustive tous les petits volumes. Pour les plus gros événements, la période de suivi topographique n'est simplement pas assez longue pour pouvoir observer les cicatrices qui se produisent le plus rarement. Un calcul d'ajustement de la loi puissance en prenant en compte tous les blocs ayant un volume minimum est mis en place d'après la méthode décrite dans l'article de Rohmer et Dewez (2013). Ce volume minimum est fixé à 25 litres à partir de l'étude de la variation de l'expo-



**Figure 10.** Relation volumes éboulés vs fréquence d'occurrence avec Dseuil=0,25 m et pour la comparaison des époques 1 et 2. La relation est modélisée par une loi puissance de la forme  $F=aV^{-b}$ .

sant  $b$  en fonction du volume minimum de coupure choisi.

Les résultats de l'évaluation de l'aléa probabiliste montrent un facteur  $a$  et un exposant  $b$  qui varient selon les paramètres de  $D_{\text{seuil}}$  utilisés à l'étape de regroupement et selon les époques comparées (entre les nuages de points LiDAR de février 2011 et novembre 2011, entre février 2011 et juillet 2012 et entre novembre 2011 et juillet 2012). Ces paramètres de la loi puissance varient respectivement entre 15 et 70 pour le facteur  $a$  et entre 0,4 et 0,75 pour l'exposant  $b$ . Ces différentes valeurs sont conformes à ce que l'on retrouve dans la littérature, notamment dans l'article de Rohmer et Dewez (2013).

Un des objectifs de cette étude était d'estimer le taux de recul de la falaise. Pour cela, nous avons calculé un taux d'érosion annuel moyen qui correspond au rapport entre la somme de tous les volumes éboulés des 4 linéaires de falaise et la surface de falaise considérée (c'est-à-dire corrigée des surfaces non prises en compte à cause du bâti ou de la végétation). Ce taux d'érosion est une donnée importante dans l'étude de l'érosion de falaise côtière, car il définit le recul annuel moyen de la falaise étudiée. Il permet de donner une indication plus précise de l'impact de l'érosion sur le risque encouru par les habitations situées en tête de falaise. Ce taux d'érosion annuel moyen varie entre 1,3 cm/an et 5,0 cm/an à Carry-le-Rouet selon qu'on utilise les volumes éboulés déterminés avec les différentes valeurs du paramètre  $D_{\text{seuil}}$  utilisé à l'étape de regroupement.

## Conclusion et perspectives

Ce projet de fin d'études d'ingénieur géomètre-topographe a permis le développement d'une nouvelle méthodologie pour la comparaison diachronique de nuages de points LiDAR. Nous avons fait le choix de passer par un point de vue vecteur (c'est-à-dire sans passer par une rasterisation des données LiDAR) qui a été élaborée en utilisant l'algorithme M3C2 (Lague et al., 2013). Appliquée au suivi de l'évolution du trait de côte, cette méthode nous a permis d'identifier les zones de départ de chutes de blocs, évitant ainsi le problème de fragmentation des cicatrices d'érosion qui existait avec une comparaison des données rasterisées selon une grille 2,5D. Les procédures développées pour l'estimation des paramètres de l'algorithme M3C2 (*Projection Scale* et *Normal Scale*) permettent de faciliter l'utilisation de cet algorithme de comparaison et d'objectiver son paramétrage afin d'avoir des paramètres qui soient plus représentatifs des données.

La méthode développée permet donc de caractériser plus finement l'aléa éboulement, et rend aussi possible la modélisation des blocs érodés en 3D avec l'utilisation de l'algorithme DBSCAN. Cette modélisation des blocs érodés en 3D permet une première approche pour l'étude des mécanismes d'érosion, même si l'utilisation de l'algorithme DBSCAN présente quelques inconvénients car les critères utilisés par cet algorithme sont difficiles à optimiser. Il est donc possible d'imaginer le développement d'une procédure pour modéliser ces blocs qui se baserait sur une seconde comparaison plus localisée des nuages de points en réutilisant l'algorithme M3C2.

Par ailleurs, la méthode utilisée pour la détection des faux positifs dus à des résidus de végétation non filtrés pourrait être adaptée afin d'être plus robuste en utilisant de façon plus poussée la méthode CANUPO (Brodu et Lague, 2012).

On peut noter que ce projet d'analyse spatiale se base sur des données issues d'acquisitions LiDAR qui peuvent être améliorées afin de faciliter le traitement des données. Un des points d'améliorations possibles qui n'est pas développé

dans cet article serait de réaliser des acquisitions LiDAR avec une fréquence temporelle plus élevée, sur le long terme et avec une densité de points plus élevée. ●

## Remerciements

Les données LiDAR ont été acquises au cours du projet national VALSE. Ce projet a été financé avec le concours de la DREAL PACA, du Conseil Régional PACA et du BRGM ainsi que du projet national C2ROP.

## Contacts

**Baptiste FELDMANN**

École supérieure des géomètres et topographes, Le Mans, France  
feldmann.baptiste@gmail.com

**Clara LÉVY - Thomas DEWEZ**

Bureau de recherches géologiques et minières, Orléans, France  
c.levy@brgm.fr – t.dewez@brgm.fr

**Nathalie MARÇOT**

Bureau de recherches géologiques et minières, Marseille, France  
n.marcot@brgm.fr

## Références bibliographiques

- Brodu, N., Lague, D., 2012. *3D terrestrial LiDAR data classification of complex natural scenes using a multi-scale dimensionality criterion: Application in geomorphology*. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 68, 121-134.
- Dussauge-Peisser, C., Helmstetter, A., Grasso, J.-R., Hantz, D., Desvarreux, P., Jeannin, M., Giraud, A., 2002. *Probabilistic approach to rockfall hazard assessment: potential of historical data analysis*. Natural Hazards and Earth System Science, Copernicus Publications on behalf of the European Geosciences Union, 2, 15-26.
- Giuliano, J., 2015. *Erosion des falaises de la région Provence-Alpes-Côte d'Azur : évolution et origine de la morphologie côtière en Méditerranée*. Thèse de doctorat, Université Nice-Sophia Antipolis, 416 p.
- Lague, D., Brodu, N., Leroux, J., 2013. *Accurate 3D comparison of complex topography with terrestrial laser scanner: Application to the Rangitikei canyon (N-Z)*. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 82, 10-26.

Lundgren, J., 2010. *script MATLAB alphavol.m pour le calcul d'alphashapes, version 1.3*. Site internet : <https://fr.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/28851-alpha-shapes>; dernière consultation le 09/06/17.

Marçot, N., 2006. *Prise en compte de la problématique des risques liés aux falaises côtières dans l'aménagement du territoire en Provence-Alpes-Côte d'Azur - Année 2 : Définition des enjeux sur le linéaire de falaises côtières, caractérisation et hiérarchisation des risques*. Rapport BRGM RP- 54316-FR. 72 p. 27 ill. 1 ann. 12 cartes hors texte.

Rohmer, J., Dewez, T., 2013. *On the deviation of extreme sea-cliff instabilities from the power-law frequency-volume distribution: practical implications for coastal management*. In: Conley, D.C., Masselink, G., Russell, P.E. and O'Hare, T.J. (eds.), Proceedings 12th International Coastal Symposium (Plymouth, England), Journal of Coastal Research, Special Issue No. 65, pp. 1698- 1703, ISSN 0749-0208.

Stark, C. P., Hovius, N., 2001. *The characterization of landslide size distributions*. Geophysical Research Letters, vol.28, 6, p. 1091-1094.

## ABSTRACT

**Keywords:** time tracking, cliff, rockfall risk, LiDAR, mobile laser scanning

*The diachronic comparison of LiDAR point clouds has allowed estimating rockfall hazard for many alpine cliffs. The acquisition of adequate data for coastal cliffs is more difficult as the ideal location for Terrestrial Laser Scanning (TLS) or drone measurements is located in the submersible area. Thus, the acquisition of LiDAR data from a boat was tested during the VALSE project (2011 - 2015), showing the difficulties of processing this kind of data (Giuliano, 2015). This study complements existing work by proposing a method to compare LiDAR surveys with a vector point of view (i.e., without data rasterization), developed using the M3C2 algorithm (Lague et al., 2013). Distances between clouds, statistically qualified, are used to map erosion zones as well as to deduce the shape of the collapsed blocks by grouping the points belonging to these zones.*