



HAL
open science

Caractérisation fine de l'aléa chute de blocs en milieu côtier

Baptiste Feldmann

► **To cite this version:**

Baptiste Feldmann. Caractérisation fine de l'aléa chute de blocs en milieu côtier. Sciences de l'ingénieur [physics]. 2017. dumas-01834957

HAL Id: dumas-01834957

<https://dumas.ccsd.cnrs.fr/dumas-01834957v1>

Submitted on 11 Jul 2018

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.

CONSERVATOIRE NATIONAL DES ARTS ET METIERS
ECOLE SUPERIEURE DES GEOMETRES ET TOPOGRAPHES

MEMOIRE

présenté en vue d'obtenir

le DIPLOME D'INGENIEUR CNAM

SPECIALITE : Géomètre et Topographe

par

Baptiste FELDMANN

Caractérisation fine de l'aléa chute de blocs en milieu côtier

Soutenu le 30 juin 2017

JURY

PRESIDENT :	M. Jérôme VERDUN	Professeur
MEMBRES :	M ^{me} Clara LEVY	Maitre de stage
	M. Thomas DEWEZ	Maitre de stage
	M. Ghyslain FERRE	Professeur référent

Remerciements

Je tiens à remercier mes maîtres de stage pour leur aide et leur encadrement tout au long de mon Travail de Fin d'Etudes : Clara LEVY pour m'avoir fait découvrir le monde scientifique et la recherche, pour sa méthodologie et ses conseils avisés qui m'ont permis de mener à bien ce TFE ; Thomas DEWEZ pour sa disponibilité et son temps passé en visio-conférence, ses réflexions et ses conseils ont été d'une grande aide. Je le remercie pour avoir fait partager son expérience dans les domaines de la photogrammétrie et la lasergrammétrie.

Je souhaite aussi remercier le Bureau de Recherches Géologiques et Minières et particulièrement l'unité de recherche en Risque des Instabilités Gravitaires dirigée par Olivier CERDAN. Le service DRP/RIG dans lequel j'ai effectué mon stage m'a accueilli chaleureusement. Je tiens à remercier toutes les personnes de l'unité pour leur bonne humeur et leur disponibilité au quotidien, ils ont été des éléments importants pour travailler dans un environnement serein et une atmosphère amicale.

Je remercie également mon professeur référent, M. Ghyslain FERRE, pour ses remarques constructives et son aide apportée pour mener à bien mon TFE.

Enfin, je tiens aussi à partager ma gratitude à ma famille et mes amis pour m'avoir supporté tout au long de ce TFE. A mes parents, mon frère et ma sœur, pour leur soutien dans les moments difficiles et pour les conseils qu'ils m'ont apportés. A mes grands-parents, pour leur soutien sans faille tout au long de mes années d'études à l'ESGT. Ils m'ont toujours encouragé et poussé tout au long de ma scolarité et durant ce Travail de Fin d'Etudes.

Table des matières

I. Introduction.....	7
II. Contexte d'étude.....	10
II.1. Présentation du projet.....	10
II.2. Etat de l'art.....	11
II.2.1. Détection et prédiction spatiale des chutes de blocs :	12
II.2.2. Analyse des facteurs déclenchants	14
II.2.3. Influence des pixels vides du MNS sur la détection des chutes de blocs.....	15
II.2.4. Méthode de filtrage spatio-temporelle du bruit.....	16
II.2.5. Méthodologie adoptée.....	20
III. Chaîne de traitement	21
III.1. Présentation des données.....	21
III.1.1. Méthode d'acquisition	21
III.1.2. Méthode de comparaison de nuage à nuage.....	25
III.2. Mise en forme de la base de données	27
III.2.1. Gestion attributaire	28
III.2.2. Déroulé géométrique	30
III.2.3. Filtrage de la falaise.....	31
III.3. Modélisation des blocs érodés.....	33
III.3.1. Calcul de distance nuage à nuage	33
III.3.2. Classification des points significatifs contigus en cicatrices.....	41
III.3.3. Cubage des cicatrices	47
IV. Analyse des résultats.....	51
IV.1. Relation volume/fréquence d'occurrence	51
IV.1.1. Définition.....	51
IV.1.2. Résultats.....	53
IV.2. Taux d'érosion.....	54
V. Perspectives et conclusion	56
Références bibliographiques.....	57
Table des annexes	58

Liste des figures

Figure 1 : exemple de graphique volume/fréquence d'occurrence pour une étude des chutes de blocs sur le site de Yosemite Valley. La courbe de la loi puissance est modélisée avec $a=4,5$ et $b = 0,46$. D'après Dussauge-Peisser et al.(2002)	8
Figure 2 : Localisation des levés lidar (en rouge et découpés en 4 linéaires) sur le site d'étude de Carry-le-Rouet (13). D'après Giuliano (2015).....	8
Figure 3 : exemple de cicatrices d'érosion contenant des discontinuités. Trous entièrement inclus dans la cicatrice (a) ou cicatrice éclatée en plusieurs morceaux (b). D'après Prémaillon (2014).....	11
Figure 4 : Localisation du site de Puigcercos (a), coupe en travers (b) et vue de face (c) de la falaise étudiée. D'après Abellan et al. (2010).....	12
Figure 5 : tableau récapitulatif des événements détectés et les déformations précédant la chute mesurée ou interprétée. D'après Abellan et al. (2010).	13
Figure 6 : histogramme des chutes de blocs répertoriées (a) ainsi que leurs volumes associés (b). D'après Strunden et al. (2015)	14
Figure 7 : Tableau récapitulatif des paramètres de la loi puissance selon la méthode d'interpolation utilisée. D'après Strunden et al.(2015).....	15
Figure 8 : comparaison des courbes de magnitude/fréquence selon leurs résolutions et avec remplissage des trous (HF) ou sans remplissage (NHF). D'après Olsen et al.(2015).....	16
Figure 9 : Processus de comparaison nuage à nuage M3C2 en 2 étapes : orientation de la normale (step 1), calcul de la distance le long de la normale (step 2) D'après Lague et al. (2013).	17
Figure 10 : photographie du système d'acquisition et les résultats lidar (a) ou orthophotos (b) superposables. D'après Giuliano (2015).	22
Figure 11 : analyse de la densité moyenne des nuages des 4 linéaires et pour chaque époque.	23
Figure 12 : principe du déroulé géométrique des nuages de points. D'après Giuliano (2015).	23
Figure 13 : extrait de pans de murs sur les nuages de points pour le calcul de dispersion en profondeur. D'après Giuliano (2015).	24
Figure 14: Processus de comparaison nuage à nuage M3C2 en 2 étapes : orientation de la normale (step 1), calcul de la distance le long de la normale (step 2). D'après Lague et al. (2013).	26
Figure 15 : schéma de représentation d'un cas de chevauchement de deux buffers de sections.	29
Figure 16 : schéma de rotation du repère sur Python	29
Figure 17 : utilité du déroulé géométrique (c), pour passer d'une configuration sinueuse (b) à une côte linéaire (a). D'après Giuliano (2015).....	30
Figure 18 : résumé du processus de déroulé géométrique. Exemple sur le linéaire 1 (a), principe du déroulé (b) pour des sections rectilignes ou curvilignes (c) et les résultats obtenus (d). Image du nuage de points avant (e) et après (f) le déroulé. D'après Giuliano (2015).....	31
Figure 19 : image SIG de la couche correspondant aux zones rocheuses (a), résultat sur le nuage de points où les zones rocheuses apparaissent en rouge (b).	32
Figure 20 : analyse de la distance au 5 ^{ème} voisin. Le nuage du linéaire 4 de la première époque de levé (en rouge) est le moins dense.	34
Figure 21 : étude de la densité du nuage pour le 5 ^{ème} (a) et le 20 ^{ème} voisin (b).....	34
Figure 22 : exemple d'alternance de banc sur la falaise du linéaire 2	36
Figure 23 : image Cloud-Compare d'une portion de falaise servant pour l'étude de la Normal Scale optimum.	37
Figure 24 : exemple d'étude du rayon optimum pour une portion de falaise sur le linéaire 1.	38

Figure 25 : exemple de résultat après comparaison. Les zones érodées apparaissent en rouge et les zones d'accumulation en bleu.....	41
Figure 26 : analyse du nombre de cluster créé en fonction des paramétrages de DBSCAN.	44
Figure 27 : analyse fine du nombre de clusters créés.	45
Figure 28 : comparaison de la probabilité selon la distance de recherche pour le nuage de points du linéaire 3 issus de la comparaison M3C2 entre les époques 1 et 3.	46
Figure 29 : exemple d'alphashape sur Matlab (d'après la fonction de J. Lundgren, 2010).	48
Figure 30 : graphique d'analyse de la forme d'un nuage de points en fonction des ratios de ses 3 composantes principales. D'après Brodu et Lague (2013).	49
Figure 31 : répartition des ratios des composantes ACP pour les blocs modélisés par classification des points significatifs contigus en cicatrices.	49
Figure 32 : exemple de bloc modélisé (en rouge) représentant un buisson.....	50
Figure 33 : analyse des valeurs de l'exposant b de la loi puissance en fonction du volume minimum utilisé pour l'ajustement et selon les comparaisons inter-époques.	52
Figure 34 : analyse du taux d'accroissement de l'exposant b en fonction du volume minimum utilisé et selon les comparaisons inter-époques.	52
Figure 35 : relation volume/fréquence modélisée par une loi puissance selon un volume minimum. 53	
Figure 36 : comparaison des cicatrices modélisés obtenus par une méthode raster (a. et b.) et par une méthode vecteur (c. et d.). Représentation de leur alphashapes respectifs (e. et f.) Pour c. et d. les points affichés en rouge décrivent une distance d'érosion.	55

Liste des tableaux

Tableau 1 : Avantages et inconvénients des différentes méthodes de comparaison nuage à nuage. D'après Kromer et al. (2014)	20
Tableau 2 : récapitulatif de la dispersion sur les pans de murs pour chaque époque de levé. D'après Giuliano (2015).	24
Tableau 3 : récapitulatif de la distance inter-époque sur les pans de murs. D'après Giuliano (2015). 25	
Tableau 4 : format des fichiers de points avec leurs coordonnées (XYZ), leur numéro d'identifiant et leur numéro de section.	28
Tableau 5 : récapitulatif des rayons optimums calculés.	37
Tableau 6 : format des fichiers de points après comparaison avec M3C2.	40
Tableau 7 : récapitulatif des conditions créées sur le nombre de cluster estimé selon les valeurs de ϵ et de MinPts	43
Tableau 8 : récapitulatif du nombre de cluster pour les 4 linéaires, selon les paramétrages utilisés et par comparaison des époques.	47
Tableau 9 : récapitulatif du nombre de cluster après filtrage ACP (les différences sont affichées entre parenthèses).....	50
Tableau 10 : récapitulatif des paramètres (a et b) de la loi puissance estimés dans le cas d'une relation volume/fréquence cumulée.	53
Tableau 11 : récapitulatif des taux d'érosion annuel en fonction de la période de comparaison et selon Epsilon.....	54

Liste des abréviations

ACP : Analyse en Composante Principale

BRGM : Bureau de Recherche Géologiques et Minières (Etablissement Public Industriel et Commercial)

C2ROP : Chutes de blocs, Risques Rocheux et Ouvrages de Protection

CCDF : Complementary Cumulative Distribution Function (cf. FDCC)

CEREGE : Centre Européen de Recherche et d'Enseignement de Géosciences de l'Environnement (Université Aix-Marseille)

DBSCAN : Density-Based Spatial Clustering of Application with Noise

DRP/RIG : Direction Risques et Prévention, unité Risque des Instabilités Gravitaires

FDCC : Fonction de Distribution Cumulative Complémentaire

Geoazur : Laboratoire de recherche (Université Nice-Sophia Antipolis)

GNSS : Global Navigation Satellite System

ICP : Iterative Closest Point

IMU : Inertial Measurement Unit

LiDAR : Light Detection And Ranging

LOD : Level Of Detection

LPED : Laboratoire Population Environnement Développement (Université Aix-Marseille)

M3C2 : Multiscale Model to Model Cloud Comparison

MLS : Mobile Laser Scanning

PACA : Provence-Alpes-Côte d'Azur (région administrative)

PCA : Principal Component Analysis (cf. ACP)

PDF : Probability Density Function

ROI : Region Of Interest

RTK : Real Time Kinematic

SIG : Système d'Information Géographique

TLS : Terrestrial Laser Scanning

VALSE : Vulnérabilité et Adaptation pour les Sociétés face aux Erosions de falaises côtières en région Provence-Alpes-Côte d'Azur

I. Introduction

Ce mémoire de fin d'études porte sur une problématique actuelle qui est l'érosion de falaise en milieu côtier. Il s'agit d'un enjeu majeur pour les collectivités locales car la compréhension des mécanismes d'érosion permet une meilleure gestion des risques. Au cours de ce projet de fin d'études j'ai travaillé sur la caractérisation fine de l'aléa chute de blocs en milieu côtier. Ce travail d'analyse d'aléa a été effectué à partir d'une falaise test située sur la côte Méditerranéenne. Ce mémoire a été réalisé au sein de l'unité de recherche en Risques et Instabilités Gravitaires qui fait partie de la Direction Risques et Préventions du Bureau de Recherches Géologiques et Minières (DRP/RIG - BRGM)

Une falaise correspond à un escarpement abrupt avec un angle supérieur à 30° ou 50° et située au contact de la mer (on parle de falaise vive) ou à proximité (on parle alors de falaise morte). Elle est caractérisée par sa nature lithologique, sa structure géologique, sa hauteur et son processus d'érosion.

Elle est divisée en 3 parties distinctes : infratidale (sous l'eau), mésotidale (subit le déferlement des vagues et le marnage) et supratidale (émergée en permanence et subit l'action du vent). On rencontre trois types de falaises classées selon la résistance de leurs matériaux : consolidée, non consolidée et intermédiaire (Emery et Kuhn, 1982 ; Giuliano, 2015).

L'objectif était donc de réaliser une série de mesure afin de comparer l'évolution du trait de côte dans le but d'analyser les zones de départ des blocs érodés et de prédire la probabilité de retour d'un événement. Pour caractériser l'aléa, la méthode utilisée en géosciences est de trouver une relation magnitude/fréquence. Elle est surtout appliquée en sismologie sous le nom de Guttemberg-Richter pour décrire la probabilité d'occurrence d'un séisme de magnitude donnée dans une région spécifique en connaissant les événements enregistrés sur cette zone. De nombreux travaux ont montré que la probabilité d'occurrence des éboulements suit aussi une loi puissance de la même forme que celle de Guttemberg-Richter pour les séismes (Dussaige-Peisser et al., 2002; Picarelli et al., 2005). Pour une falaise donnée, le nombre d'éboulement par unité de temps (avec une fréquence F) d'un volume supérieur V est donné par la formule suivante :

Équation 1 : relation fréquence d'occurrence en fonction du volume

$$F = aV^{-b}$$

Avec a le nombre d'éboulement par unité de temps, et b une autre constante.

Le nombre d'éboulement va dépendre de la taille du site étudié, ses caractéristiques géologique et géomorphologique. Pour la constante b , plusieurs travaux (Dussaige-Peisser et al., 2002 ; Dewez et al., 2009) montrent qu'elle se trouve dans un intervalle entre 0,4 et 0,7 (voir Figure 1). De plus, il existe d'autres paramètres qui permettent de décrire l'érosion de falaises comme par exemple le taux d'érosion annuelle ou les mécanismes de ruptures.

Ce projet consiste en une analyse diachronique de 3 levés Lidar étalés sur 18 mois sur le site de Carry-le-rouet (13) en Provence Occidentale. Ce site sert de falaise test car le risque est élevé du fait d'un fort taux d'érosion, comparé aux falaises Méditerranéenne, qui rend très vulnérable les habitations et infrastructures routières à proximité (Giuliano, 2015). De plus, cette falaise vive étant émergée, elle subit le déferlement des vagues et l'action du vent qui auront un impact plus ou moins important sur l'érosion de la falaise. Par ailleurs, la disposition des matériaux en strate avec alternance de couche meuble et de couche aux matériaux consolidés classe la falaise de Carry-le-Rouet dans les falaises dites intermédiaires. La base de données a été acquise par lasergrammétrie. Il s'agit d'une technique très utilisée en géomorphologie et en auscultation pour le suivi de versant ou d'ouvrage de génie civil. Elle permet une analyse précise des versants et des falaises en étant plus exhaustive qu'un levé par tachéomètre ou par récepteur GNSS qui servent généralement pour la mesure très localisée de déformations.

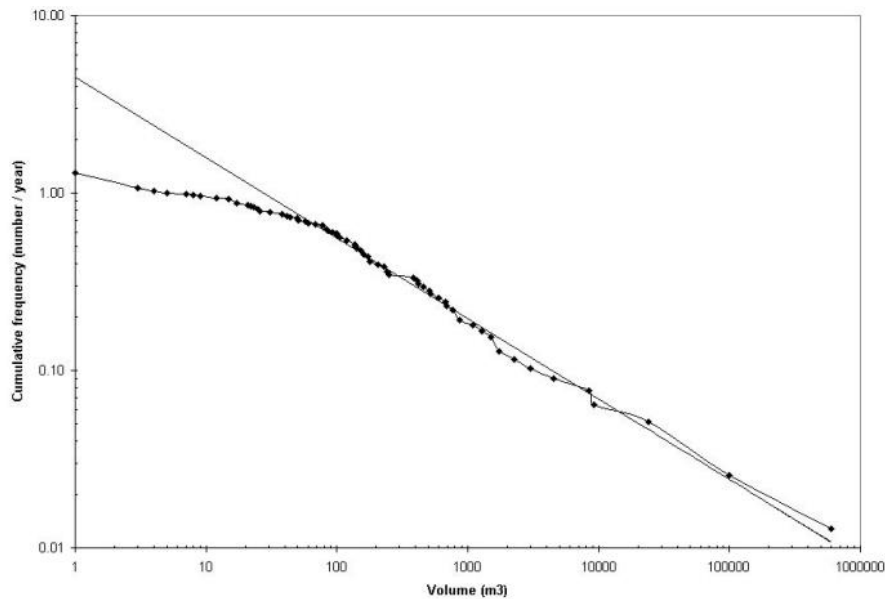


Figure 1 : exemple de graphique volume/fréquence d'occurrence pour une étude des chutes de blocs sur le site de Yosemite Valley. La courbe de la loi puissance est modélisée avec $a=4,5$ et $b = 0,46$. D'après Dussauge-Peisser et al.(2002)

La falaise analysée dans ce mémoire est située sur la côte Méditerranéenne, à 15 km à l'ouest de Marseille, dans le massif de la Nerthe. La zone d'étude s'étend du port de Carry jusqu'au Cap de la Vierge à l'ouest du port du Rouet, pour une longueur totale d'environ 3,5 km (voir Figure 2). Le massif de la Nerthe se caractérise par de faibles précipitations (entre 500 et 600 mm/an) mais avec des épisodes très concentrés (en automne généralement). De plus, l'été est une période de sécheresse avec un fort taux d'ensoleillement (supérieur à 2700 heures/an). Ces caractéristiques peuvent moduler le taux d'érosion de la falaise.



Figure 2 : Localisation des levés lidar (en rouge et découpés en 4 linéaires) sur le site d'étude de Carry-le-Rouet (13). D'après Giuliano (2015)

En Méditerranée, le faible marnage est présumé avoir un effet moindre sur l'érosion dans cette région, contrairement à l'action du vent qui peut être particulièrement violent en Provence. Son action est alors d'autant plus déterminante dans le processus d'érosion des falaises Méditerranéennes.

Comme décrit dans la thèse de *J. Giuliano (2015)*, le cycle d'érosion de ces falaises peut se définir en trois temps :

- Une phase préparatoire, avec un forçage subaérien et marin (précipitation, cryoclastie et vent). Ces sollicitations auront pour conséquence d'abaisser le seuil de stabilité de la falaise.
- Une phase d'instabilité, où la gravité devient supérieure à la résistance mécanique de la roche. On observe alors un détachement puis, la chute du bloc ou bien un glissement de banc ou la chute de débris par sous-cavage (les chutes de blocs augmentent fortement avec les tempêtes hivernales).
- Une phase d'accumulation, après l'effondrement on observe une protection plus ou moins temporaire de la falaise par les débris tombés (cela définit la période de retour au stade préparatoire).

Ce projet de fin d'études se déroule en plusieurs phases. Tout d'abord, une présentation du contexte de l'étude et des différents travaux réalisés auparavant sur l'étude des chutes de blocs. Une phase d'explication de la chaîne de traitement mise en place ainsi que la méthodologie adoptée pour la modélisation des blocs érodés. Enfin, une phase d'analyse des résultats et de comparaisons par rapport aux travaux précédents.

II. Contexte d'étude

II.1. Présentation du projet

Ce travail de fin d'études s'inscrit dans la continuité de plusieurs projets.

En particulier, ce travail est réalisé dans le cadre du projet C2ROP (pour Chutes de blocs – Risques Rocheux – Ouvrages de Protection). Il s'agit d'un projet national lancé en 2014 visant à « rassembler les acteurs du domaine du risque rocheux » dans l'objectif de construire une chaîne d'outils coordonnée :

- pour la quantification, la détection et la prévision de l'aléa ;
- pour l'étude de la vulnérabilité des structures et des ouvrages ;
- pour la gestion du risque en prenant en compte le dimensionnement, l'efficacité, la sûreté et le vieillissement des ouvrages.

Le but est d'obtenir un référentiel du risque avec le coût associé. Ce projet rassemble de nombreux partenaires dont des instituts de recherche, des industriels et des bureaux d'études du génie civil et des collectivités territoriales. Le projet C2ROP est non seulement un projet de recherche mais aussi un projet ayant un but concret de développement d'outils et de réflexions stratégiques sur les risques rocheux.

Par ailleurs, ce travail s'inscrit aussi dans la continuité des travaux de thèse de J. Giuliano (2012-2015). Sa thèse a été réalisée dans le cadre du projet national VALSE (pour Vulnérabilité et Adaptation pour Les Sociétés face aux Erosions de falaises côtières). Il s'agit d'un projet en région Provence Alpes Côte d'Azur mené par le BRGM en collaboration avec le Centre Européen de Recherche et d'Enseignement de Géosciences de l'Environnement (CEREGE), GeoAzur et le Laboratoire Population Environnement Développement (LPED) et cofinancé par la région Provence-Alpes-Côte d'Azur, la DREAL-PACA et le BRGM. Il avait pour but de comprendre les processus mécaniques d'érosion en milieu micro-tidal par une approche multi-spatiale et multi-temporelle. Ce projet se concentrait aussi sur la vulnérabilité des sociétés et notamment sur la représentation du risque et les pratiques sociales des riverains et des gestionnaires.

Ses travaux avaient pour but d'analyser l'érosion de falaise en Méditerranée. Pour cela, J. Giuliano a étudié la manifestation de l'érosion à plusieurs échelles (lidar interannuel, analyse d'orthophotos historiques à l'échelle du siècle et géomorphologie à l'échelle de plusieurs centaines d'années à centaines de milliers d'années).

Son étude de l'érosion à l'échelle annuelle se base sur la comparaison d'une série de trois levés lidar espacés d'un intervalle de 6 mois (février 2011, novembre 2011 et juillet 2012). Ces données ont été effectuées à l'aide d'un scanner laser embarqué sur un bateau le long de 3,5 km de falaise côtière à Carry-le-Rouet par les sociétés ATM3D et FUGRO-Geoid.

La méthodologie employée dans la thèse de J. Giuliano pour l'analyse des nuages de points lidar est de réaliser une comparaison des différents nuages en passant par un modèle numérique de surface en format grille 2.5D. L'objectif étant de rasteriser le nuage avec une taille de pixel plus ou moins grande et de comparer les nuages pixel à pixel afin d'avoir une épaisseur d'érosion. L'avantage de cette méthode est la rapidité et la facilité de mise en œuvre tout en réalisant une bonne approximation du fait du moyennage des positions pour créer chaque pixel.

Mais, les résultats vont dépendre très fortement de la taille du pixel choisie. De plus, une comparaison en mode raster affectera la forme et la géométrie des blocs modélisés. Par ailleurs, l'analyse des résultats montre un grand nombre de petits blocs. Ceci est dû à l'analyse en mode raster car, lors de la construction du modèle numérique de surface, il est possible de n'avoir aucun point à l'intérieur d'un pixel. Ce manque d'information aura pour conséquence de créer un pixel vide (c'est-à-dire un trou) qui, s'il y en a plusieurs vont éclater une grande cicatrice en plusieurs petits blocs (voir Figure 3).

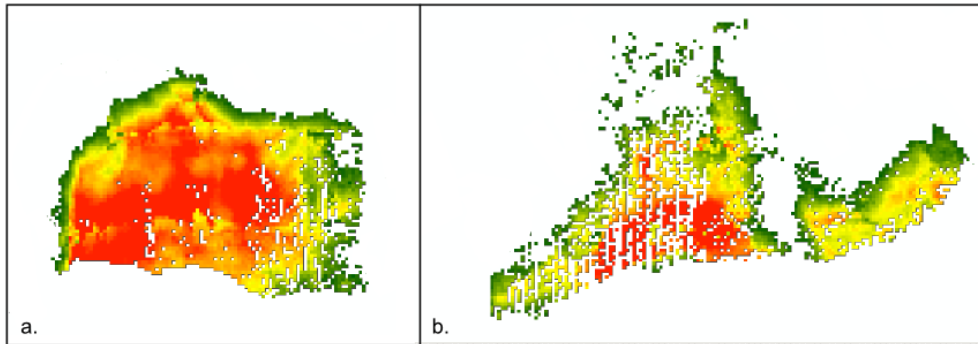


Figure 3 : exemple de cicatrices d'érosion contenant des discontinuités. Trous entièrement inclus dans la cicatrice (a) ou cicatrice éclatée en plusieurs morceaux (b). D'après Prémaillon (2014)

Dans sa thèse, J. Giuliano (2012-2015) explique que la principale difficulté réside donc dans le fait de trouver la taille de pixel optimum pour la création du modèle numérique de surface. Il est important de prendre en compte l'erreur de calage entre les deux nuages. Une taille de pixel trop petite par rapport à cette incertitude et les résultats seront faussés mais une taille trop grande pourra altérer le taux d'érosion.

En connaissant la valeur de cette erreur, la construction du modèle numérique a été faite en choisissant un pixel de 10 cm de côté. La comparaison des différents nuages s'est fait grâce à l'outil « *distance cloud to cloud* » de Cloud-Compare à partir de la rasterisation des nuages de points. Le seuil de détection des blocs a été fixé pour une distance d'érosion minimum de 14 cm ce qui donne un volume minimum de 1,4 l. Cette distance minimale entre deux pixels de grilles a été calibrée sur la base de la distribution non significative sur un objet étant resté statique entre les levés. Le seuil de 14 cm correspond à une probabilité d'occurrence de bruit très faible (0,1%).

Les résultats obtenus montrent un très grand nombre de petits blocs (venant de la méthode de calcul et de la présence de trous dans le modèle par manque d'information). Rapporté à la surface de la falaise, le total des blocs érodés sur la durée de l'expérience représente un recul de la falaise d'environ 1,1 cm/an. Ce taux d'érosion est du même ordre que celui trouvé par J. Giuliano à partir de l'étude d'orthophotos représentant la même portion de falaise et prises entre 1920 et 2010. Dans cette étude, nous allons reprendre l'analyse des jeux de données lidar pour améliorer le traitement sur plusieurs aspects :

- calcul des distances entre nuages de points en 3D vrai, pour s'affranchir de la notion de pixel ;
- méthode de regroupement des points à écart significatif en un objet –cicatrice- cohérent ;
- calcul du volume des cicatrices individuelles ;
- calcul de la relation d'aléa volume/fréquence.

II.2. Etat de l'art

En géomorphologie, il existe plusieurs exemples d'études sur les chutes de blocs à partir de données lidar. De nombreux articles scientifiques démontrent l'intérêt d'utiliser un scanner laser pour estimer précisément la courbe volume/fréquence d'occurrence (Rosser et al. 2007 ; Dewez et al., 2009). C'est dans le traitement des données que diffèrent ces études. En effet, certains articles présentent leurs travaux avec une méthode raster par la création d'un modèle numérique de surface sur le nuage de points (Dewez et al. 2007 ; Dewez et al. 2013) tandis que d'autres utilisent une analyse vecteur en gardant chaque point pour la modélisation de l'érosion (Lague et al. 2013). On a donc selon les méthodes d'analyse utilisées, des différences dans les résultats au niveau du volume des blocs calculés et au niveau de leur nombre. Ainsi, les auteurs de l'article (Kromer et al., 2014) s'intéressent à la comparaison de ces méthodes pour montrer leurs avantages et leurs inconvénients.

Les paragraphes suivants présentent différentes méthodes décrites dans la littérature pour la comparaison de données lidar et montrent la relation entre le taux de production de chute de blocs pour une falaise et des facteurs déclenchant comme la pluie ou les cycles gel/dégel. Enfin, nous faisons un bilan des méthodes existantes pour comparer des levés lidar successifs, avec leurs avantages et leurs inconvénients respectifs. Nous terminons en justifiant le choix de la méthode de comparaison des données lidar utilisée pour ce travail.

II.2.1. Détection et prédiction spatiale des chutes de blocs :

En 2010, un article scientifique a été publié sur l'étude d'une falaise sur le site de Puigcerçós en Catalogne (Abellan *et al.*, 2010 ; voir Figure 4).

Il s'agit d'un article sur la détection et la prédiction spatiale des chutes de blocs par TLS sur la zone d'étude. Les auteurs analysent tout d'abord plusieurs indicateurs de l'aléa (ouverture de fissure, perturbation acoustique, micro-séisme et déformation pré-chute) avant de réaliser leur expérience de détection sur le versant.

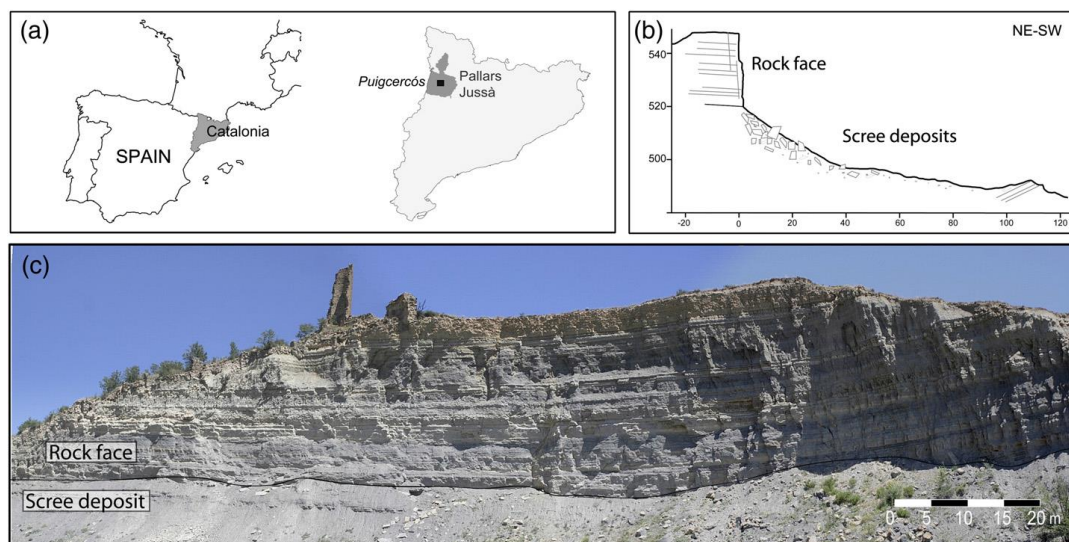


Figure 4 : Localisation du site de Puigcerçós (a), coupe en travers (b) et vue de face (c) de la falaise étudiée. D'après Abellan *et al.* (2010).

Ils font le constat du peu d'études consacrées à la prédiction spatiale et temporelle de chute de petits blocs. Généralement, pour prédire l'occurrence d'un éboulement, on observe la déformation du massif qui précède l'effondrement par DGPS, extensomètres ou tachéomètre. Ces méthodes d'observation permettent uniquement des mesures ponctuelles, ce qui implique une connaissance a priori des endroits instables. D'après l'article, si « [...] l'emplacement des zones instables est inconnu, il est donc nécessaire d'avoir une méthode pour détecter les portions d'une falaise qui sont affectées. » par une déformation de manière systématique. La solution envisagée par les auteurs pour détecter ces zones instables est donc d'augmenter la densité de points ou la résolution (par lasergrammétrie, photogrammétrie aérienne/terrestre/image satellite, imagerie radar ou encore par interférométrie).

L'étude se concentre sur le site de Puigcerçós en Catalogne où, à la suite d'un important glissement de terrain au XIX^{ème} siècle, une falaise de 150 m de long pour 25 m de haut apparaît (composée principalement de marnes grises, de grès, de limon et d'argile). Les objectifs sont, à partir de levés lidar réguliers, de calculer le nombre de chutes de blocs s'étant produit entre chaque levé et de mettre en relation cette indice d'activité avec des facteurs déclenchants comme la quantité de précipitations, ainsi que de mettre en évidence les déformations de la falaise qui précèdent l'occurrence de ces chutes de blocs.

Les données lidar sont issues d'une unique station face à la falaise où sont réalisées plusieurs acquisitions par TLS à mesure de temps de vol. Un premier levé réalisé le 29 septembre 2007 servira de référence puis, trois autres acquisitions auront lieu 59, 135 et 303 jours après le levé de référence.

Les nuages ainsi obtenus ont un espacement des points de 4 à 6 cm et une précision d'environ 1,68cm à 67%. La méthodologie appliquée consistait à comparer les nuages par rapport au nuage référence. Il a donc fallu procéder au préalable à un alignement des nuages en utilisant un algorithme ICP et par identification des points homologues. Chaque nuage est rastérisé en créant un modèle numérique avec une taille de pixel de 5 cm de côté et avec un filtrage selon la méthode du plus proche voisin.

Les distances d'érosion sont calculées à partir du logiciel Innovmetrics-Polyworks le long du vecteur perpendiculaire à la surface locale. Ils arrivent à un seuil de détection d'environ 1 l.

Le processus d'érosion mis en évidence par cette étude se produit selon plusieurs étapes. Tout d'abord, une fracture subverticale se développe parallèlement à la falaise permettant le détachement progressif d'un bloc de la paroi rocheuse selon une face arrière, ensuite on observe une augmentation du déplacement horizontal qui révèle un basculement du bloc (rotation au niveau du pied) avec un maximum de déformation précédant la chute et enfin un facteur déclenchant la rupture et la chute du bloc.

La difficulté principale rencontrée lors du projet est liée au comportement visco-élastique des matériaux qui absorbent une partie du stress pour le transformer en déformation. La détection des déformations est faible car la rhéologie cassante des roches ne permet pas d'avoir des déformations importantes avant la rupture (déformations de l'ordre du centimètre).

Les résultats de cette étude montrent une grande corrélation entre les fortes précipitations et un nombre important de chutes de blocs. De plus, les auteurs arrivent à distinguer les déformations précédant les gros événements (supérieur à 1 m³) mais pour les petits événements (inférieur à 1 m³) l'analyse est plus compliquée car les déformations sont moins importantes et ne dépassent pas le niveau de bruit des mesures. Ils donnent donc 4 hypothèses d'explications pour la non-détection de déformation avant un événement :

- La période de temps entre chaque levé lidar est trop longue. Si les premières déformations et la phase de rupture du bloc ont lieu dans l'intervalle entre deux levés alors on ne pourra pas détecter la déformation précédant l'éboulement.
- L'incertitude de mesure est supérieure à l'amplitude des déformations. On a alors des déformations qui sont filtrées car considérées comme du bruit.
- Le manque d'information venant d'une étude trop courte qui aurait due s'installer sur le long terme.
- Il n'y a tout simplement pas d'éléments précurseurs significatifs pour les petits événements.

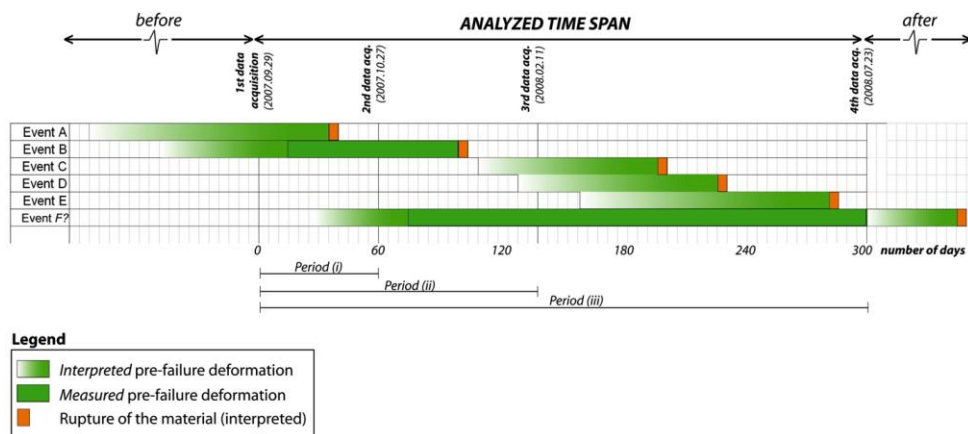


Figure 5 : tableau récapitulatif des événements détectés et les déformations précédant la chute mesurée ou interprétée. D'après Abellan et al. (2010).

En conclusion de leurs travaux, il est recommandé d'avoir une fréquence d'acquisition des levés lidar plus élevé que ce qui a été fait pour déterminer les éléments précurseurs aux chutes de blocs (voir Figure 5). De plus, la précision des données doit être inférieure à la taille des déformations indicatrices pour une bonne analyse de l'érosion.

II.2.2. Analyse des facteurs déclenchants

Un autre exemple de traitement numérique est celui sur le site de Lauterbrunnen Valley en Suisse. L'article en question étudie l'érosion de falaise calcaire (Strunden et al. 2015).

Ils ont procédé à 9 levés TLS étalés sur 18 mois (entre février 2012 et juillet 2013) pour déterminer les occurrences des chutes de blocs au cours du temps. Différentes causes de l'érosion sont ainsi citées : principalement le cycle gel/dégel, les précipitations et la sismicité dans la région.

Les auteurs de cette étude estiment l'effet potentiel de ces différents facteurs sur le nombre de déclenchement de chutes de blocs en faisant l'hypothèse d'un délai entre leur occurrence et les événements de chutes de blocs. Ils utilisent des régressions linéaires pour trouver la valeur optimum de ce délai, c'est-à-dire la valeur la plus à même d'expliquer le nombre de chutes de blocs et leur répartition temporelle.

Leur méthode d'exploitation de données lidar consistait à procéder tout d'abord à un recalage des différents nuages par l'utilisation de points de contrôle et par un algorithme des moindres carrés. Les volumes des blocs érodés étaient ensuite calculés à partir de scan 3D pris depuis une même position pour les différents levés.

Ensuite, le calcul de distance se faisait en créant un modèle numérique de surface sur les deux nuages. A partir du logiciel JRC 3D Reconstructor développé par POSITICS et d'un calcul de ROI (Region Of Interest), les auteurs ont pu délimiter les zones érodées.

L'estimation de l'erreur sur les volumes érodés se fait par l'utilisation d'un scan de contrôle. Le nombre de chutes de blocs détecté est mis en relation avec les facteurs environnementaux qui se sont produit auparavant dans la même zone selon 5 variables :

- température minimum et maximum du jour entre chaque levé (2 mois d'intervalle) ;
- nombre de jour où $t^{\circ}_{\max} < 0^{\circ}\text{C}$ (ice day) ;
- nombre de jour où $t^{\circ}_{\min} < 0^{\circ}\text{C}$ (freezing day) ;
- le total des précipitations sur l'intervalle de temps ;
- les événements sismiques détectés sur l'intervalle de temps.

Ils réalisent un calcul de corrélation entre le nombre de chutes de blocs et les événements extérieurs survenus plusieurs mois auparavant (avec des intervalles de 0, 2, 4 et 6 mois).

Enfin, il y a une séparation des volumes inférieurs et supérieurs à 1 m^3 pour une meilleure estimation des paramètres de la loi puissance (voir Équation 1) pour la distribution des volumes en fonction de la fréquence d'occurrence (voir Figure 6).

Dans l'article, il est décrit trois méthodes d'estimation possibles de la loi puissance afin de l'extrapoler pour les volumes importants dont l'occurrence est rare à l'échelle temporelle de l'expérimentation (18 mois) :

- une fonction de densité de probabilité (PDF) ;
- une fonction de distribution cumulative complémentaire (CCDF) ;
- une méthode de maximum de vraisemblance.

Néanmoins, la méthode de distribution cumulative complémentaire correspondant à la distribution cumulée d'une fonction de densité de probabilité, il y aura un décalage dans les paramètres estimés par ces deux méthodes (voir Figure 7).

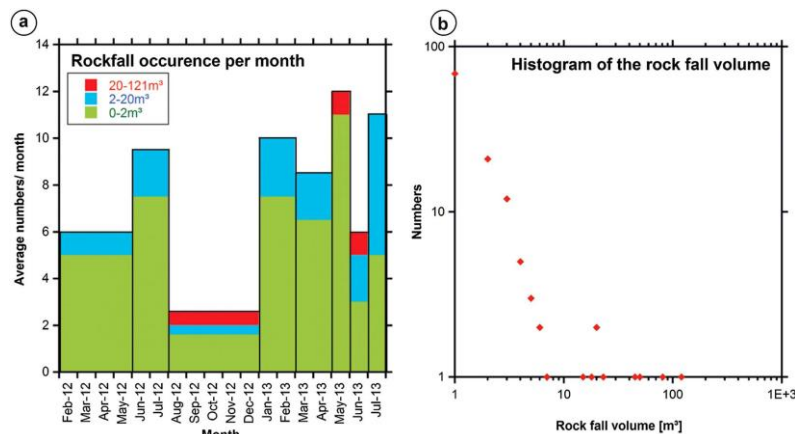


Figure 6 : histogramme des chutes de blocs répertoriées (a) ainsi que leurs volumes associés (b). D'après Strunden et al. (2015)

Au total, ce sont 122 événements entre février 2012 et Juillet 2013 qui sont collectés. On peut observer que sur les 122 événements observés, 24 ont eu lieu entre février et mai 2012. De plus, le plus petit bloc fait environ 60 l alors que le plus gros bloc mesure environ 119 m³ pour une moyenne d'environ 4,29 m³. Sur ces 18 mois d'observations, le volume total érodé représente 523,72 m³.

Les résultats présentés dans cet article montrent que les plus petits événements (inférieur à 1 m³) sont les plus fréquents. De plus, ils observent une forte corrélation entre les facteurs de température gel/dégel et les petits blocs inférieurs à 1 m³ pour un délai de 2 mois. Tandis que pour les précipitations, ils observent une forte corrélation pour un délai supérieur à 4 mois.

Enfin, les auteurs avaient pour but d'estimer les paramètres de la loi puissance afin d'estimer la courbe de la fréquence d'occurrence en fonction du volume. Selon la méthode de calcul utilisée, ils trouvent différents paramètres présentés dans le tableau suivant :

Method	Prefactor a	Exponent b
PDF	77 ± 38	1.69 ± 0.14
CCDF	49.2 ± 1.3	0.72 ± 0.02
Maximum likelihood	47.9 ± 1.3	0.67 ± 0.07

Figure 7 : Tableau récapitulatif des paramètres de la loi puissance selon la méthode d'interpolation utilisée. D'après Strunden et al.(2015)

D'après les estimations données par les différentes méthodes de calcul, ils arrivent à un taux d'érosion d'environ 0,39 mm/an avec une période de retour des événements supérieurs à 1000 m³ entre 1,6 et 4,6 années.

II.2.3. Influence des pixels vides du MNS sur la détection des chutes de blocs

Un autre article publié en 2015 présente un protocole de création d'un modèle de surface pour une topographie complexe (c'est-à-dire une falaise non plane avec des sections courbes) ainsi qu'une méthode de remplissage des trous dans un raster (*Olsen et al., 2015*).

En effet, lors de la création d'un raster représentant le modèle numérique de surface de la falaise, si la taille du pixel est trop petite il est probable d'avoir à certains endroits des pixels vides, sans informations venant du fait qu'il n'y a pas de points à l'intérieur du pixel. On se retrouve donc avec des pixels sans valeurs. C'était le problème rencontré par J. Giuliano lors de l'analyse de la base de données lidar de Carry-le-Rouet (voir II.1).

A partir d'un exemple de versant en Alaska (dans une zone où les conditions climatiques sont extrêmes pour favoriser les chutes de blocs), les auteurs étudient l'influence de la résolution du nuage de points et du degré de remplissage des trous du raster sur les paramètres de la courbe magnitude/fréquence et le volume totale érodé. La méthodologie adoptée pour le remplissage des trous consiste à définir la coordonnée « Z » de la cellule vide par interpolation. Pour cela, ils utilisent une fonction de pondération basée sur la distance entre la cellule vide et les autres points situés à l'intérieur du rayon de recherche.

Leurs résultats (voir Figure 8) montrent tout d'abord que la résolution du nuage de points a surtout une influence sur l'estimation du taux d'érosion tandis que le degré de remplissage des trous va avoir une influence sur l'estimation du nombre d'événements et donc sur l'estimation des paramètres de la courbe de magnitude/fréquence (voir Équation 1).

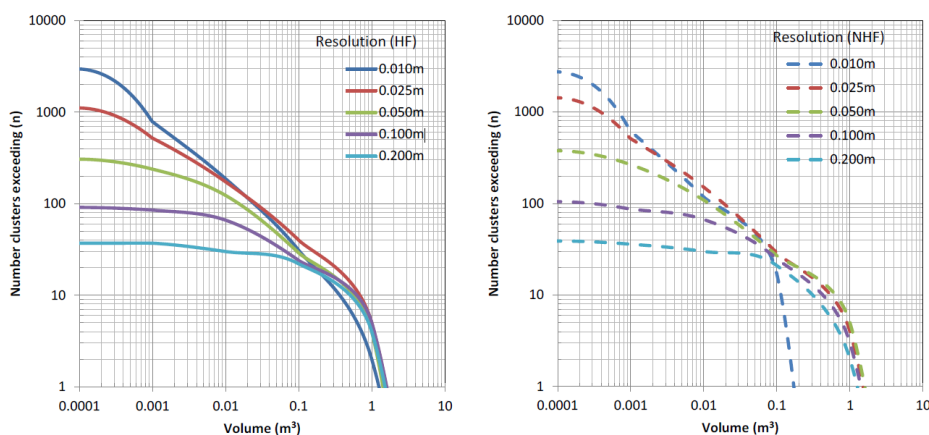


Figure 8 : comparaison des courbes de magnitude/fréquence selon leurs résolutions et avec remplissage des trous (HF) ou sans remplissage (NHF). D'après Olsen et al.(2015)

On remarque sur la figure ci-dessus que le fait d'utiliser leur méthode de remplissage des trous (Hole Filling) a globalement peu d'influence sur le nombre de clusters créés (c'est-à-dire le nombre d'événements de chutes de blocs distincts) et leurs volumes.

De plus, ils observent que sur les différentes falaises testées, la géologie du versant a peu d'influence sur la courbe de magnitude/fréquence. Ce qui va être modifié c'est surtout le taux d'érosion et le nombre d'évènements détectés en fonction de la résolution.

Enfin, pour les petits volumes (blocs inférieurs à 10 l), il y a une difficulté de détection. Ils proposent ainsi plusieurs hypothèses pour expliquer cette difficulté :

- la précision du géoréférencement qui est de l'ordre de 3 à 5 cm ;
- la résolution du modèle qui n'est pas suffisante et aura un impact sur la densité de points ;
- la présence d'erreurs accidentelles dans chaque nuage ;
- le fait que les trous ne seront pas situés tout le temps aux mêmes endroits car les levés ne sont pas exactement les mêmes à chaque époque.

Cependant, les petits volumes représentent généralement une petite surface d'érosion qui peut donc être négligée par rapport aux événements plus importants avec un fort risque associé.

II.2.4. Méthode de filtrage spatio-temporelle du bruit

On a vu qu'il existait des méthodes d'analyse de données par comparaison raster c'est-à-dire pixel à pixel. Il existe aussi des méthodes de comparaison en mode vecteur c'est-à-dire par la comparaison directe des nuages de points.

Un article scientifique publié en 2014 présente une nouvelle procédure de comparaison spatio-temporelle tout en faisant le parallèle avec les protocoles existants. Cet article montre une technique de filtrage 4D du bruit et de la calibration pour de petits changements sur des nuages de points acquis par TLS (Kromer et al., 2014).

Les auteurs constatent tout d'abord l'intérêt de l'acquisition 3D sur des études de glissements de terrain, d'éboulements et de surveillances d'installations.

Les scans 3D sont très utilisés en géosciences et en géomorphologie notamment pour la cartographie de la lithologie, la quantification du flux de débris, la cartographie du lit de rivière ou encore la balance des masses d'un glacier. De plus, l'acquisition 3D peut aussi être utilisée dans l'ingénierie pour détecter à haute résolution et avec une bonne précision les petits changements dans la topographie des versants ou des ouvrages de génie civil. Par rapport au Radar, le TLS a l'avantage du prix et un transport plus facile. Le TLS peut par exemple être utilisé pour la détection des signes précurseurs aux éboulements (voir II.2.2).

La capacité à détecter des changements dans une série de nuages 3D dépend de la précision du nuage, sa densité, de la forme du canevas et des facteurs liés à la topographie rencontrée. Il faut donc faire attention aux paramètres de distance de levé, de la densité de végétation sur le site, de l'angle d'incidence, de la réflectance de la surface levée, de sa rugosité, des conditions atmosphériques, de l'erreur d'alignement et des erreurs de mesures propres à l'appareil. Cet article présente une méthode de filtrage du bruit en sachant que les erreurs accidentelles ont une répartition aléatoire (les auteurs admettent l'hypothèse d'une distribution Gaussienne) une fois que les erreurs systématiques ont été supprimées. De plus, les auteurs expliquent que le niveau de détection (noté LOD pour Level of Detection) vaut généralement " $LOD = 1,96 \times \sigma$ " à un niveau de confiance à 95% avec " σ " représentant l'incertitude intrinsèque estimée sur la position des points du nuage.

Les auteurs précisent aussi que le bruit, aléatoire, vient la plupart du temps des erreurs accidentelles et de la rugosité du terrain. Il peut être filtré ou bien réduit efficacement lorsque le rapport signal sur bruit est inférieur à 1. L'article distingue alors deux approches possibles :

- utiliser les positions moyennes des différents nuages de points. C'est la méthode M3C2 qui est décrit ci-dessous (voir plus en détail III.1.2) ;
- utiliser les moyennes des différences entre 2 nuages (la méthode choisie par les auteurs de l'étude, voir ci-dessous, après la description de la méthode M3C2).

La méthode M3C2 (pour Multiscale Model to Model Cloud Comparison) est un algorithme développé pour réaliser un calcul de distance nuage à nuage (Lague et al., 2013).

Pour cela, l'algorithme utilise des *core-points* (c'est-à-dire des points sélectionnés dans le nuage de point original) à partir desquels il calculera pour chacun une distance nuage à nuage le long d'une normale à la surface locale.

La méthodologie appliquée est la suivante, pour chaque *core-point*, l'algorithme va calculer à partir des points situés à l'intérieur d'un cylindre centré sur le *core-point*, le meilleur plan modélisant la surface locale et minimisant les écarts (le best fit plane). Le diamètre de ce cylindre est donné par le paramètre que l'on nomme la « Normal Scale » notée D . Ensuite, l'algorithme calcule à partir des points situés à l'intérieur d'un deuxième cylindre, plus étroit, centré sur chaque *core-point*, la position moyenne du nuage le long de la normale locale. Le diamètre de ce deuxième cylindre est donné par le paramètre que l'on nomme la « Projection Scale » notée d (voir Figure 9).

Après avoir calculé la distance séparant les positions moyennes des deux nuages, M3C2 estime pour chaque distance d'érosion un intervalle de confiance (t de Student) en fonction de la rugosité locale et des erreurs de positionnement des deux nuages. Le but étant d'estimer l'indépendance de la mesure de distance par rapport aux incertitudes afin de savoir si la distance calculée a bien une réalité physique.

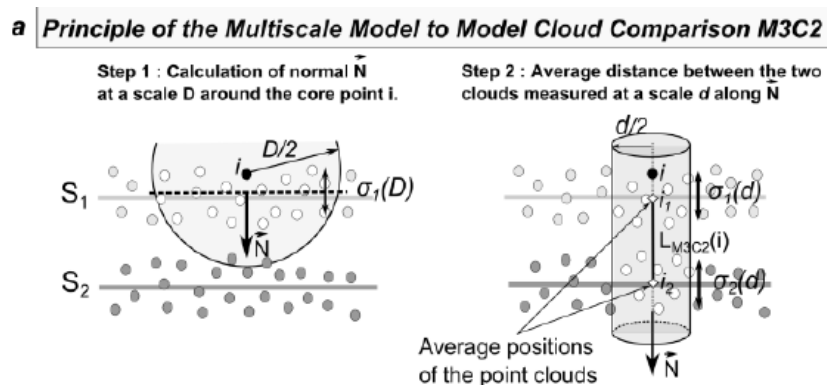


Figure 9 : Processus de comparaison nuage à nuage M3C2 en 2 étapes : orientation de la normale (step 1), calcul de la distance le long de la normale (step 2) D'après Lague et al. (2013).

Dans l'article de *Kromer et al. (2014)*, il est expliqué qu'un haut degré de moyennage spatial des positions peut être avantageux si l'étendue spatiale attendue (c'est-à-dire la taille du volume éboulé) est beaucoup plus grande que le rayon de recherche des points voisins utilisés pour le calcul (c'est-à-dire la moitié du diamètre de la « Projection Scale » d). Par ailleurs, une moyenne temporelle peut être appliquée entre différentes séries de mesures lidar dans le cas d'un suivi d'ouvrage. Tant que la moyenne temporelle est beaucoup plus petite que le taux de changement attendu, le bruit peut être efficacement réduit sans trop lisser les tendances.

Pour minimiser l'impact des valeurs aberrantes (par exemple la végétation), les auteurs recommandent de ne pas utiliser la moyenne des positions des deux nuages mais de passer par la valeur médiane. De plus, pour faire baisser l'erreur systématique ils recommandent aussi de réaliser une meilleure calibration de l'appareil utilisé.

Les auteurs montrent aussi qu'une comparaison des nuages de points dirigés le long d'une normale calculée localement est bénéfique pour des études géomorphologiques. Auparavant, la normale était calculée en 1D sauf qu'il est assez rare d'avoir un changement seulement dans une seule direction. Un test a donc été effectué avec une fréquence d'acquisition assez élevée afin d'avoir une redondance des points temporellement. De plus, ils ont utilisé un filtrage itératif (par méthode ICP) pour détecter la végétation.

Pour réduire les erreurs systématiques, l'article présente l'utilisation d'une calibration par une technique de débruitage 4D. Pour cela les auteurs ont utilisés un nuage de points référence comparé aux autres scans à partir du protocole suivant :

- acquisition d'un nuage de points référence ;
- acquisition d'un nuage de points d'étalonnage ;
- calage avec le nuage référence par ICP ;
- calcul des distances le long de la normale locale et calcul de la moyenne des distances le long du domaine temporel avec un pas de temps égal au nombre de nuages de points ;
- acquisition du nuage de point pour la détection des changements ;
- calage des points par rapport à la calibration ;
- calcul des distances nuage à nuage le long de la normale de référence ;
- calcul de la moyenne des différences dans le nuage en utilisant les voisins les plus proches dans l'espace et le temps ;
- soustraction de la calibration calculée auparavant par les données des distances entre nuages.

Cette méthode est globalement similaire à M3C2 mais avec deux différences notables. Tout d'abord, les distances sont calculées depuis une référence bruitée vers un nuage de points dans une seule direction et une calibration est utilisée pour enlever les erreurs systématiques dans le nuage référence. De plus, la normale locale est calculée à partir des points voisins situés dans un rayon de recherche donné en paramètre. Ce rayon dépend de l'espacement des points, de la rugosité et de la géométrie du nuage localement. Il doit être assez grand pour ne pas être influencé par la rugosité mais assez petit pour avoir une normale représentative du terrain.

Tandis que pour la méthode M3C2, la distance de nuage à nuage est calculée le long de la normale locale entre les 2 centroïdes locaux des nuages (par moyennage locale des coordonnées).

Le processus développé par les auteurs consiste à faire un débruitage par filtrage des différences. L'avantage est que la géométrie et les coordonnées ne changent pas car le processus repose sur le principe du voisinage spatial et temporel en utilisant les valeurs de la médiane. Pour cela, l'algorithme prend en compte le nuage référence puis les autres nuages selon un pas de temps donné. On recherche ensuite les plus proches voisins selon un algorithme de type KDTree. Les voisins spatiaux sont trouvés pour chaque point du nuage global puis, on regarde les points de chevauchement. C'est-à-dire qu'on effectue un glissement de l'enveloppe convexe (composée des plus proches voisins spatialement) selon le pas de temps pour trouver les voisins temporels. Enfin, les différentes distances nuage à nuage sont filtrées par l'utilisation de la médiane.

On réalise cette étape pour chaque nuage de points et on effectue un glissement de la fenêtre temporelle suivant le pas de temps. Ensuite, on réalise la sélection des paramètres optimums de voisinage. Pour cela, les auteurs distinguent plusieurs contraintes à respecter :

- Le degré de filtrage spatial peut avoir un impact sur le niveau de détection. Le nombre optimum du pas de temps et du plus proche voisin va dépendre du signal étudié, la résolution et les contraintes du projet (le temps prévu, le budget alloué, etc...).
- Un haut degré de voisinage spatial et un petit pas de temps donnent un lissage du nuage.
- Un faible nombre de voisins et un grand pas de temps donnent une bonne résolution spatiale du signal mais un haut degré de bruit.

La méthode développée dans l'article montre aussi qu'une calibration du nuage est nécessaire avant la comparaison. Les auteurs précisent que le bruit est aléatoire dans l'espace mais systématique dans le temps car on utilise une référence constante. Pour tester la calibration, ils introduisent un bruit Gaussien dans leurs nuages. Ensuite, pour chaque point dans le nuage référence, la distance médiane est calculée par rapport aux autres nuages de points de la calibration. Puis, pour chaque point, on calcule les distances médianes en fonction de l'intervalle de temps.

Ils arrivent à la conclusion suivante, utiliser des pas de temps de filtrage plus grand que le nombre de points utilisés pour l'étalonnage ne réduit pas de façon significative les incertitudes sur les nuages.

Dans un second temps, les auteurs présentent les principaux avantages et inconvénients des différentes méthodes de comparaison existantes qui sont résumés dans un tableau (voir Tableau 1).

Les auteurs notent donc une amélioration par rapport aux techniques de filtrage 2D par l'utilisation d'un algorithme de calcul de distance de type M3C2-modifié. C'est-à-dire en limitant le moyennage des coordonnées et en utilisant une médiane spatio-temporelle. Cela permet de réduire les erreurs systématiques par la procédure d'étalonnage et d'améliorer de façon significative le niveau de détection par la numérisation continue. Cette méthode de filtrage peut ainsi être bénéfique pour l'étude des indicateurs précurseurs des glissements de terrain et d'autres processus géomorphologiques à petite échelle où il est nécessaire d'avoir un petit niveau de détection de volume de l'ordre du litre.

Tableau 1 : Avantages et inconvénients des différentes méthodes de comparaison nuage à nuage. D'après Kromer et al. (2014)

Méthodes	Avantages	Inconvénients
Mesh to point/Mesh to mesh	Exécution rapide, réduction faible du bruit grâce à la création du maillage	Artéfact venant de la création d'une surface moyenne
M3C2	Calcul en 3D le long de la normale locale. Réduction faible du bruit par le moyennage des coordonnées	Une valeur de Projection Scale haute va produire des artéfacts et effets de bords venant du moyennage des positions. Pas aussi efficace que la moyenne des distances nuage à nuage. Recommandée pour des sites où l'échantillonnage temporel est faible et avec un terrain complexe.
Filtrage spatial	Peut être appliqué aux différences provenant de n'importe quelle méthode de détection de changement. Bonne réduction du bruit par rapport à la moyenne de la position.	Diminution de la résolution spatiale pour la détection des changements lorsqu'un grand nombre de voisins est utilisé. Recommandé pour des sites où l'échantillonnage temporel est faible et où la zone de changement prévue est importante par rapport à l'espacement des points.
Filtrage spatio-temporel	Bonne réduction du bruit et permet une augmentation jusqu'à un facteur 2 du niveau de détection.	Ne peut être utilisé que pour des scans continus (avec une fréquence temporelle élevée)

En conclusion de leur article, les auteurs montrent qu'ils sont parvenus à l'amélioration de la technique de filtrage 2D. Leur algorithme utilise une version modifiée de M3C2 par la réalisation d'une moyenne spatio-temporelle. Cette technique permet de réduire les erreurs systématiques avec la procédure de calibration. Cela peut améliorer jusqu'à un facteur 2 le niveau de détection. En utilisant des scans TLS en continue, on peut arriver au même degré de détail qu'un système radar à moindre coût. L'article montre aussi une amélioration significative de la détection de changement dans un terrain à la topographie complexe. Cela va permettre une détection précise des changements sur le terrain et ainsi bénéficier aux études sur les phases de déformations préalables aux glissements de terrain et aux chutes de blocs.

II.2.5. Méthodologie adoptée

Pour ce projet, le processus mis en place pour l'analyse des données lidar de Carry-le-Rouet est différent de ce qu'avait réalisé J. Giuliano pour sa thèse (2012-2015) (voir II.1). Afin d'avoir une meilleure modélisation des blocs, une analyse vectorielle par comparaison de nuage à nuage sera effectuée. Pour cela, l'algorithme M3C2 sera utilisé car il est déjà implémenté sur le logiciel de traitement de points 3D Cloud-Compare. De plus, il présente l'avantage d'évaluer des distances d'érosion le long de normales calculées en 3D. Cet algorithme est recommandé dans le cas d'un objet à la topographie complexe avec une faible fréquence temporelle d'acquisition lidar. C'est le cas pour les données lidar de Carry-le-Rouet où on ne dispose que de 3 levés lidar espacés de 6 mois chacun. Le site d'étude comporte une topographie complexe de par sa falaise sinueuse et ses roches sédimentaires à l'aspect rugueux.

Cet algorithme réduit assez bien le bruit lié à la rugosité de la surface par le moyennage des positions. Toutefois, il est possible de paramétrer une utilisation de la médiane plutôt que la moyenne pour le calcul des distances pour mieux filtrer les valeurs aberrantes comme la végétation qui est très présente sur la zone étudiée.

III. Chaîne de traitement

L'objectif de ce projet est d'obtenir un taux d'érosion moyen, la courbe de la fréquence d'occurrence en fonction du volume des blocs (voir Équation 1) ainsi que le volume total érodé. Pour cela, la méthodologie adoptée est de comparer différents nuages de points pour en extraire les blocs érodés et modéliser leurs formes. A la différence du travail effectué précédemment sur ces données, il s'agit donc de pouvoir reconstruire sans trou les cicatrices d'érosion (voir Figure 3). Par ailleurs, déterminer la forme des blocs érodés permettra aussi d'obtenir des informations sur les mécanismes de rupture.

Les nuages de points ont été acquis à partir de 3 levés par lasergrammétrie le long des 3,5 km de falaise de Carry-le-Rouet. Ensuite, il a fallu réaliser plusieurs étapes de traitement sur les nuages avant de pouvoir effectuer la comparaison à l'aide de l'algorithme M3C2 et de modéliser les blocs par clustering. Cette troisième partie présente tout d'abord comment les données lidar ont été acquises et comment elles seront comparées. Ensuite, nous aborderons la méthode de déroulé géométrique mis en place pour le filtrage de la végétation. Enfin, nous parlerons de la modélisation des blocs par comparaison de nuage à nuage et la méthode de regroupement de points mis en place.

III.1. Présentation des données

III.1.1. Méthode d'acquisition

La base de données lidar acquise sur la falaise de Carry-le-Rouet a été produite par deux sociétés spécialisées en topographie-lasergrammétrie, ATM3D (pour les nuages de la première époque de levé, en février 2011) et FUGRO-Geoid (pour les nuages de la deuxième et troisième époque, en novembre 2011 et juillet 2012). Les représentants de la société FUGRO-Geoid ont publiés un article présentant la méthode mise en place pour le levé lidar par bateau : le Boat-Map FUGRO-Geoid (*Mitchell et al. 2013*).

Il s'agit d'un système d'acquisition de type MLS (Mobile Laser Scanner) développé par l'entreprise aux Etats-Unis et monté sur un bateau. Il est composé d'un sondeur bathymétrique multifaisceaux et d'un scanner laser 3D mobile permettant d'arriver à une précision centimétrique (voir Figure 10).

Ce système a été conçu pour répondre à plusieurs objectifs : évaluer finement l'évolution des digues de protection, détecter et mesurer les volumes arrachés par l'océan le long d'une falaise, cartographier des installations portuaires inaccessibles par la terre.

Le système Boat-Map permet aussi la cartographie précise des canaux et des ports. Il s'agissait de sa première utilisation pour un suivi de falaise, dans des conditions difficiles (houle, hauteur d'eau faible, linéaire très découpé).

Ce système d'acquisition a été choisi pour ce site car il était nécessaire d'avoir un nuage dense du fait de la morphologie de l'objet qui ne permettait pas un levé discret par GNSS ou par tachéomètre. De plus, la répétition des mesures pourrait permettre un suivi de l'évolution de la falaise sur le long terme.

Néanmoins, le site de Carry-Le-Rouet pose plusieurs contraintes. Celui de l'accessibilité d'abord, les falaises ne sont visibles entièrement que depuis la mer. On voit souvent ce cas de figure en milieu maritime ou fluvial pour le relevé d'installations portuaires ou bien d'ouvrages de protection. Celui de l'estran ensuite, qui doit être assez large avec un marnage important pour permettre de positionner des stations de relevés, ce qui est impossible en Méditerranée du fait d'un marnage faible et d'une falaise très escarpée.

Différentes solutions étaient alors possibles :

- La numérisation par TLS longue portée en stations fixes depuis des points de vue latéraux. Il s'agit d'une solution efficace en milieu terrestre lorsqu'il y a un besoin d'une grande précision des données. Mais cela nécessite une bonne configuration de la topographie des lieux afin d'avoir un point de vue sur l'objet. Cette solution n'a pas été retenue car l'estran est quasi-inexistant à cet endroit du fait d'un marnage très faible.
- La numérisation par voie aérienne. Il s'agit d'une solution très coûteuse, difficile à mettre en œuvre et avec une importante nuisance sonore. La configuration verticale de la falaise peut ne pas correspondre aux caractéristiques de la solution. La proximité des habitations pose des questions de sécurité sur le processus d'acquisition. De plus, un levé Lidar aéroporté par drone est très réglementé surtout lorsqu'il y a des habitations proches comme ici.
- La numérisation par MLS embarqué. Permet d'effectuer un relevé dynamique, avec donc une certaine rapidité et efficacité. C'est la solution choisie par FUGRO-Geoid en embarquant le système sur un bateau qui permet d'avoir une vue directe sur la falaise depuis la mer.

Le système qui a permis l'acquisition des nuages de points est composé d'un laser scanner Optech Illris 3D couplé avec un sondeur bathymétrique multifaisceaux et une centrale inertielle Applanix 320^e ainsi qu'une antenne GNSS bi-fréquence. La précision du nuage est d'environ 7 mm à 100m et la précision de la trajectoire est d'environ 5 cm (Mitchell et al. 2013).

Importé directement des Etats-Unis, le système d'acquisition devait tout d'abord être installé sur un bateau de type semi-rigide. Le temps de préparation et d'installation du matériel nécessitait environ 3h. Le géoréférencement s'effectue en RTK en installant le pivot GNSS sur le toit de la capitainerie du Port de Carry. Ensuite, il fallait une phase de calibration de l'appareil pendant environ 15 min. Puis, le levé de la falaise pouvait démarrer avec une vitesse de quelques nœuds pour parcourir les 3,5 km de côte en trois heures.

Lors d'un passage, les conditions de houle étaient assez importantes, il a donc fallu effectuer un deuxième passage pour assurer le contrôle. Après alignement des deux nuages, on pouvait observer un calage à 5 cm. Les nuages de points obtenus sont fournis en Lambert 93 pour la partie planimétrique et en IGN69 pour la partie altimétrique.

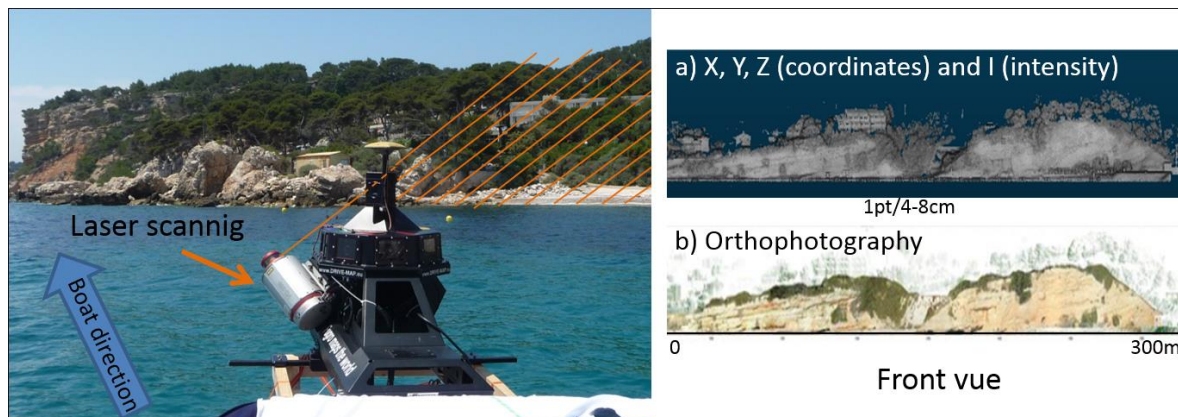


Figure 10 : photographie du système d'acquisition et les résultats lidar (a) ou orthophotos (b) superposables. D'après Giuliano (2015).

La densité des nuages diffère selon l'époque du levé. Pour les nuages pris au premier levé, on a une distance au premier voisin d'environ 7,2 cm au quantile 67%. Pour les nuages du second levé on a une distance d'environ 5,6 cm alors que pour les nuages du troisième levé la distance est d'environ 3,4 cm pour le même quantile (voir Figure 11 et Annexe 1).

Pour la précision des données, les nuages de l'époque 3 ont une précision à 2-sigma d'environ 2,6cm tandis que pour les nuages de l'époque 1 et 2, la précision est d'environ 4 cm (Giuliano, 2015).

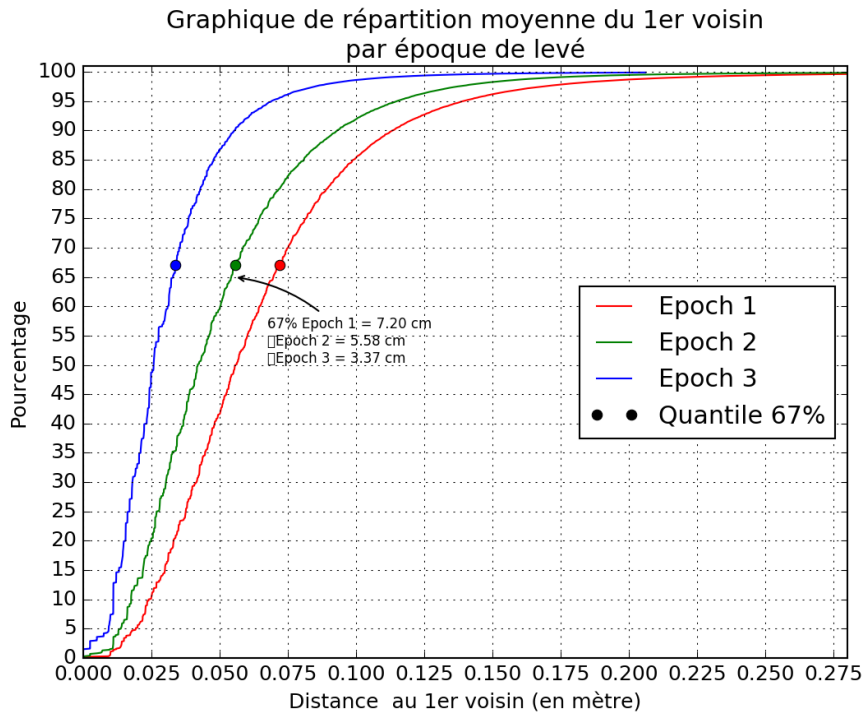


Figure 11 : analyse de la densité moyenne des nuages des 4 linéaires et pour chaque époque.

Une fois l'acquisition de données effectuée, l'entreprise a procédé au traitement 3D des nuages de points. Pour filtrer la végétation et les bâtiments en arrière-plan un levé photogrammétrique a été réalisé. Mais, pour que le filtrage fonctionne correctement, les nuages de points doivent se superposer parfaitement avec les orthophotos. La difficulté résidait donc dans le fait que le linéaire de côte soit très découpé et sinueux, avec des portions de falaises saillantes et rentrantes. Il était donc impossible d'avoir une vue globale de la falaise. La solution trouvée a été de réaliser un « déroulé » des points selon le trait de côte. Un modèle mathématique de la falaise fut conçu (composé de portions rectilignes et d'autres en arc de cercle) afin de dérouler les nuages pour les « linéariser ». Une fois les nuages de points déroulés selon l'axe des abscisses, il suffit d'aligner les nuages avec les photos par une translation selon la coordonnée X (voir Figure 12).

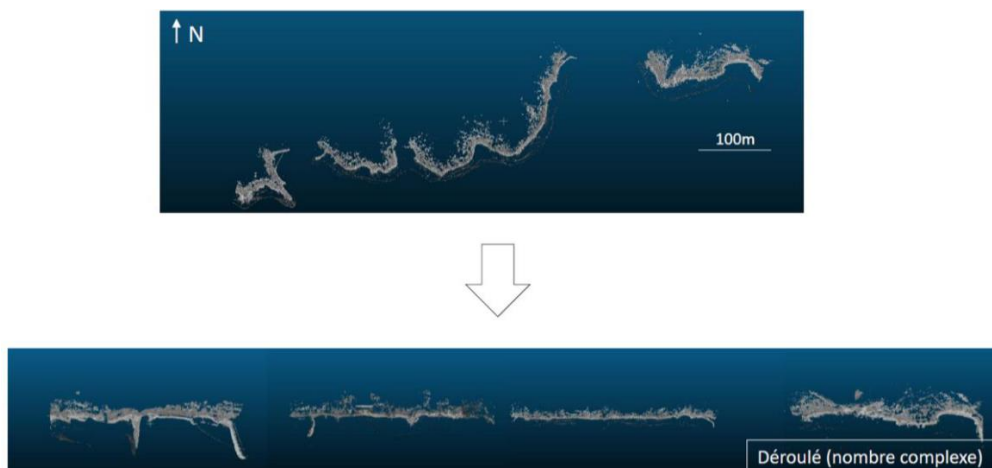


Figure 12 : principe du déroulé géométrique des nuages de points. D'après Giuliano (2015).

Lors des travaux de thèse, J. Giuliano a dû vérifier l'exactitude des données acquises par les trois levés lidar. Pour cela, il a réalisé à partir de plusieurs pans de murs une analyse en composante principale (ACP). Cette méthode permet de modéliser un plan par régression orthogonale en minimisant la plus petite distance des écarts des coordonnées par moindre carré. Il en ressort donc 3 composantes : la première alignée le long du mur (représentant X), la deuxième selon la hauteur (pour Z) et la troisième selon l'épaisseur (pour Y). C'est cette dernière composante qui sera analysée car ici l'épaisseur représente la dispersion des points par rapport au pan de mur qui devrait être parfaitement plan (voir Figure 13).

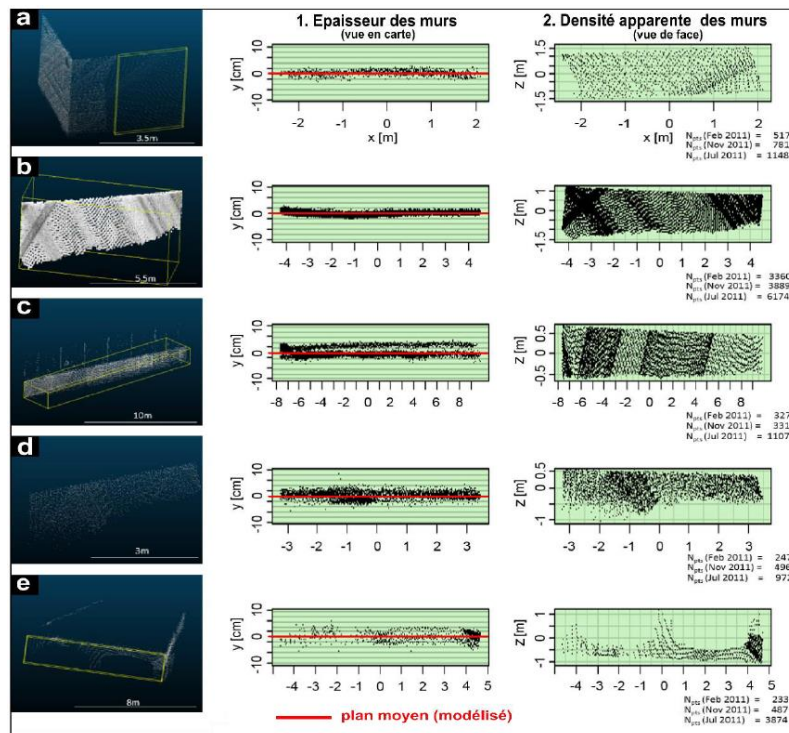


Figure 13 : extrait de pans de murs sur les nuages de points pour le calcul de dispersion en profondeur. D'après Giuliano (2015).

Cette dispersion correspond donc à l'estimation de l'erreur de fidélité en profondeur pour chaque époque de levé (voir Tableau 2). Cette indication décrit donc la qualité de chaque époque de levé et la fidélité des données sur la profondeur des falaises.

Dans un deuxième temps, à partir de ces pans de murs, un calcul de distance inter-époque est effectué. Pour chaque groupe de points représentant un pan de murs, un plan moyen est modélisé et qui correspond au bord du mur (voir Figure 13). Ensuite, on calcule la distance entre chaque plan modélisé pour avoir une estimation de la distance inter-époque. Cette indication correspond à la distance de répétabilité et modélise ainsi l'erreur de justesse sur la profondeur entre les nuages de points de chaque époque (voir Tableau 3)

Tableau 2 : récapitulatif de la dispersion sur les pans de murs pour chaque époque de levé. D'après Giuliano (2015).

1. Single epoch quality of three point clouds : point precision [cm]				
Epoch		1 (February 2011)	2 (November 2011)	3 (July 2012)
<i>N walls [pts]</i>		7630	8968	23232
Quantile of	99.9	8.8	8.8	4.3
absolute	95.0 ($2\sigma^*$)	3.1	3.8	2.6
distance	68.3 ($1\sigma^*$)	1.4	2.2	1.1
	[cm]	1.0	1.6	0.7
Dominant mode value [cm]		0.1	1.1	0.1

Tableau 3 : récapitulatif de la distance inter-époque sur les pans de murs. D'après Giuliano (2015).

	Epoch 1	Epoch 2	Epoch 3
Epoch 1	-	-	-
Epoch 2	0.29	-	-
Epoch 3	0.31	0.13	-

Ces indications sur la dispersion en profondeur des nuages de points et la distance inter-époque permettent d'estimer la fidélité et la justesse des données. Lors de la comparaison diachronique, ces indications permettront de mieux définir les paramètres de calcul. Puis, lors de l'analyse des résultats, d'estimer le niveau de détection de l'érosion.

III.1.2. 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 une comparaison des nuages de points. Pour cela, 3 différences ont été réalisées :

- entre les nuages lidar de février et de novembre 2011 (entre les époques 1 et 2) ;
- entre les nuages de novembre 2011 et de juillet 2012 (entre les époques 2 et 3) ;
- entre les nuages de février 2011 et de juillet 2012 (entre les époques 1 et 3).

Il a été choisi de réaliser ces comparaisons à partir des nuages de points sans passer par une rastérisation dans le but étant d'avoir une modélisation de la forme des blocs plus proche de la réalité. L'objectif est de pouvoir analyser les mécanismes d'érosion et de rupture des blocs.

Pour effectuer ces comparaisons entre nuages de points lidar, j'ai utilisé un algorithme permettant le calcul de distance nuage à nuage en mode vecteur (Lague et al. 2013). La méthode « Multiscale Model to Model Cloud Comparison » fonctionne sur le principe d'un calcul de distance nuage à nuage à partir de *core-point*. Ces points particuliers représentent chaque endroit où seront calculées les distances du nuage S1 vers le nuage S2 le long de la normale locale. Généralement, ces *core-points* sont issus d'un nuage référence sous-échantillonné afin d'avoir une répartition des *core-points* qui soit uniforme avec une résolution spatiale homogène sur toute la falaise (voir Figure 14).

Dans un premier temps, pour chaque *core-point*, une normale locale est calculée. Elle est déterminée en définissant la perpendiculaire au meilleur plan représentant la surface locale, à partir des points du nuage S1 (ou du nuage S2) contenus dans un cylindre de diamètre D que l'on nomme « Normal Scale » et dont le centre correspond à chaque *core-point*. L'orientation de cette normale va dépendre de l'espacement des points (c'est-à-dire de la densité locale), de la géométrie locale (c'est-à-dire la forme que représentent les points contenus dans le cylindre) mais aussi et surtout, de la rugosité locale de la surface (c'est-à-dire, la dispersion des points par rapport à la surface réelle définit à l'intérieur du cylindre et que l'on nomme « $\sigma(D)$ »).

En effet, la surface locale ne sera pas représentée de la même manière selon que le nuage local soit plus ou moins dense. De plus, avoir une géométrie de la surface locale qui soit lisse ou bien avec des aspérités naturelles ne va pas orienter la normale de la même façon. Enfin, avoir une rugosité plus ou moins importante rajoutera une part d'incertitude dans l'orientation de cette normale.

L'objectif est donc d'avoir une valeur de « Normal Scale » la plus petite possible afin d'avoir une normale la plus représentative possible du terrain et de sa géométrie locale mais d'avoir une valeur assez grande pour ne pas être influencée par le bruit induit par la rugosité mais aussi par la densité locale qui doit être assez grande pour pouvoir permettre un calcul du plan qui soit robuste.

Ensuite, sur chaque nuage S1 et S2, l'algorithme calcule la position moyenne des nuages localement à partir des points contenus dans un cylindre de diamètre d que l'on appelle « Projection Scale » centrée sur chaque *core-point*. Ensuite, les distances nuage à nuage sont calculées entre ces deux positions moyennes le long de la normale locale.

Cette valeur de « Projection Scale » se rapporte au diamètre du cercle de recherche qui va moyenner la position des points en profondeur. Un diamètre trop grand limitera la détection des petits événements d'érosion. Un diamètre de « Projection Scale » trop petit contiendra trop peu d'observations pour calculer une moyenne robuste. Lorsque le nombre de points contenus dans le cercle est inférieur à quatre, M3C2 ne calcule pas le degré de signification statistique de l'écart observé entre les deux nuages de points.

L'objectif est donc d'avoir un diamètre de « Projection Scale » assez grand afin d'avoir un maximum de points dans le cylindre pour optimiser les calculs des positions et des incertitudes sur les distances. Mais elle doit être assez petite pour avoir une bonne résolution spatiale de détection de l'érosion, pour avoir un niveau de détection le plus petit possible.

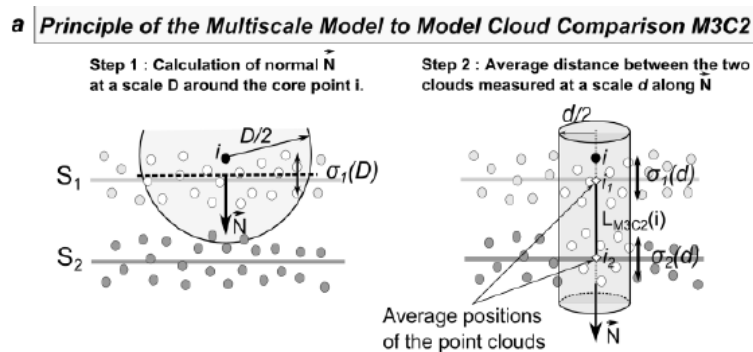


Figure 14: Processus de comparaison nuage à nuage M3C2 en 2 étapes : orientation de la normale (step 1), calcul de la distance le long de la normale (step 2). D'après Lague et al. (2013).

Dans un second temps, M3C2 permet d'estimer l'indépendance de chaque nuage. Il réalise pour chaque *core-point* un calcul d'intervalle de confiance sur la distance entre les nuages S1 et S2 à partir des points contenus à l'intérieur du cylindre de la « Projection Scale ». Le but étant d'estimer une distance seuil pour chaque *core-point* en-dessous de laquelle la distance nuage à nuage calculée ne peut pas être considérée comme significative. On la nomme « distance d'incertitude ».

La distance d'incertitude est calculée en fonction de plusieurs paramètres et dépend de la rugosité locale ainsi que de l'erreur de calage des deux nuages (voir Équation 2).

Équation 2 : équation de l'incertitude sur la distance d'érosion. D'après Lague et al. (2012)

$$LOD_{95\%}(d) = \pm 1.96 \left(\sqrt{\frac{\sigma_1(d)^2}{n_1} + \frac{\sigma_2(d)^2}{n_2} + reg} \right).$$

Avec :

- $LOD_{95\%}(d)$: la distance d'incertitude dans le cylindre de diamètre d , qui va définir le niveau minimum de détection pour chaque *core-point* en m.
- « 1,96 » : coefficient définissant le niveau de confiance (ici 95%).
- $\sigma_x(d)$: la rugosité locale dans le cylindre d pour les nuages 1 et 2 en m.
- n_x : le nombre de point de chaque nuage contenus dans le cylindre d .
- reg : l'erreur de calage des deux nuages en m.

L'algorithme réalise ce calcul d'incertitude statistique à partir de l'équation décrite ci-dessus si n_1 et n_2 sont supérieur à 30 points. Sinon, M3C2 remplace le coefficient « 1,96 » par une valeur donnée par la loi de Student avec un niveau de confiance à 95% et un degré de liberté « DF » donné par l'équation suivante :

Équation 3 : équation du degré de liberté pour un test de Student. D'après Lague et al. (2012).

$$DF = \left(\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2} \right)^2 \left/ \left(\frac{\sigma_1^4}{n_1^2} / (n_1 - 1) + \frac{\sigma_2^4}{n_2^2} / (n_2 - 1) \right) \right.$$

Néanmoins, pour que l'algorithme réalise ce calcul de distance d'incertitude, il est nécessaire d'avoir n_1 et n_2 supérieur à 4 points. Si l'un des deux nuages contient dans le cylindre d moins de 4 points, M3C2 considère alors que la valeur de $LOD_{95\%}(d)$ calculée fait un mauvais estimateur de la distance d'incertitude et n'enregistre donc pas ce calcul. Dans ce cas, pour ce *core-point*, on ne pourra pas savoir si la distance calculée correspond bien à une érosion dans la falaise.

Enfin, M3C2 réalise un test pour savoir si la distance calculée sur chaque *core-point* correspond à un changement significatif ou non. Si la distance d'érosion est supérieure ou égale à la distance d'incertitude, alors il y a changement significatif dans la surface entre les nuages des deux époques et l'algorithme attribue la valeur 1. Si la distance d'érosion est inférieure à la distance d'incertitude ou si M3C2 n'a pas pu calculer la distance d'incertitude alors il n'y a pas de changement significatif et l'algorithme attribue la valeur 0.

III.2. Mise en forme de la base de données

Pour ce travail de fin d'études, je me suis appuyé sur les travaux de thèse de J. Giuliano. La méthodologie développée dans sa thèse consistait en une comparaison des nuages de points par la construction d'une grille 2.5D qui permet d'accélérer les calculs de façon significative. Mais, dans le but d'avoir une meilleure modélisation de la géométrie des cicatrices d'érosion, il a été choisi de réaliser une méthodologie différente en réalisant notamment une comparaison des époques de levés directement de nuage à nuage en 3D sans passer par une étape de rasterisation 2.5D du plan de falaise (méthode de Dewez et al. 2007 et 2013). De plus, le BRGM souhaitait avoir une méthode de calcul qui soit réutilisable sur d'autres sites avec des objectifs sur le long terme. J'étais donc dans une position de recherche d'automatisation des processus et pour cela, j'ai repris les traitements numériques à la base depuis les nuages de points bruts issus des trois levés lidar. Néanmoins, je me suis beaucoup aidé de la méthodologie mise en place par J. Giuliano en reprenant par exemple ses codes informatiques (écrit en langage R) mais en les traduisant en langage Python.

Avant de pouvoir réaliser les comparaisons nuage à nuage il a fallu réaliser une série de traitements préalable afin de passer d'un nuage de points brut à un nuage exploitable. Cela consiste notamment à effectuer le déroulé géométrique (c'est-à-dire une opération de translation/rotation) des nuages de points afin de permettre le filtrage de la végétation et la comparaison de nuage à nuage. Ce principe de déroulé géométrique se base sur un modèle mathématique composé d'un ensemble de sections linéaires et de courbes réalisés par FUGRO-Geoid.

III.2.1. Gestion attributaire

Dans un premier temps, avant de réaliser l'opération de déroulé géométrique il a fallu organiser la base de données pour préparer les nuages de points à subir leur translation/rotation. Tout d'abord, il a fallu ajouter une colonne pour les numéros d'identifiants de chaque point. Ce numéro est unique pour tous les points d'un linéaire et servira à mieux organiser la base de données. Puis, une deuxième colonne d'identifiant pour chaque point est créée. Cette colonne correspond au numéro d'identifiant de chaque tronçon (linéaire ou courbe) auquel appartient chaque point. Cette attribution se fait par une requête spatiale en plan. Le numéro d'identifiant de tronçon relie donc chaque point aux paramètres de projection linéaire ou curvilinéaire du tronçon auquel il appartient. Ensuite, on réalise une sélection des points de chaque tronçon sur la base d'un shapefile de polygone entourant chaque section droite ou courbe. L'identifiant du tronçon est alors attribué au point, il permettra de retrouver les bons paramètres de transformation.

La requête spatiale en plan qui permet de classer chaque point au tronçon auquel il appartient se fait à l'aide d'un logiciel de traitement de nuage de points 3D fonctionnant en ligne de commande : Lastools. Il s'agit d'un logiciel effectuant des tâches précises sur des nuages de points comme le découpage selon un fichier « shapefile », l'ajout de colonne avec un numéro d'identifiant, etc...

Son avantage est double, il fonctionne en ligne de commande et il est capable de traiter des gros volumes de données en un temps relativement court. La requête spatiale a été effectuée à l'aide de la fonction « lasclip » qui permet de découper un nuage de points selon un polygone contenu dans un fichier « shapefile » qui sert de buffer en permettant la sélection des points contenus à l'intérieur de chaque polygone.

Cette requête est définie de manière suivante :

```
Lasclip -i nuage_de_point.txt -poly buffer_section_X.shp -o resultat.txt -v
```

Une fois ces traitements effectués, les nuages de points sont classés par section avec la forme suivante :

Tableau 4 : format des fichiers de points avec leurs coordonnées (XYZ), leur numéro d'identifiant et leur numéro de section.

Point	X	Y	Z	n° id	n° section
1				1	5
2				2	5
...

Dans un second temps, l'opération de déroulé géométrique est réalisée (voir III.2.2).

Lorsque les calculs de translation/rotation sont effectués, il est nécessaire de contrôler ces résultats.

En effet, les polygones qui ont servis à découper les nuages originaux sont construits en créant un buffer autour de chaque ligne décrivant les différentes sections. Si toutes ces lignes du modèle forment un ensemble continu, ce n'est pas le cas de leurs buffers respectifs qui peuvent se chevaucher (voir Figure 15). Il est donc possible d'avoir des points étant simultanément à l'intérieur de deux zones tampons contiguës.

Pour remédier à cela, un test est effectué à l'aide d'un script Python entre chaque section N et N+1 pour savoir s'il y a des points doubles. Si le test est positif, alors les points doubles sont supprimés de la section N+1.

Superposition de deux buffers des sections 1 et 4 pour le linéaire 1

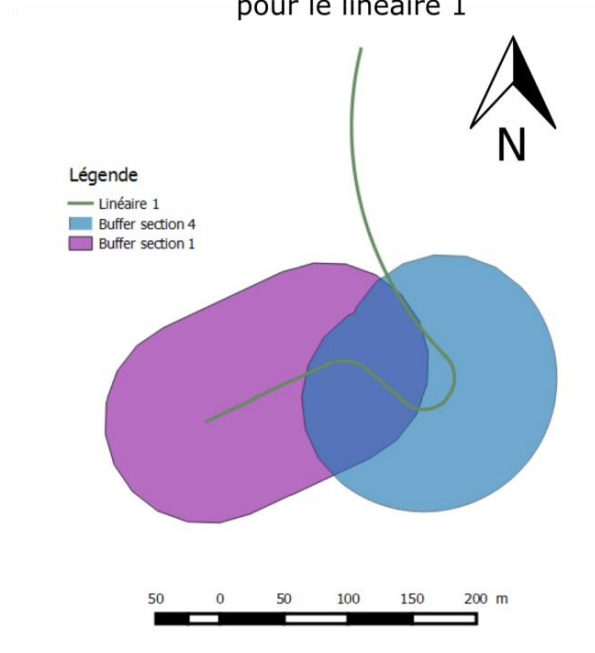


Figure 15 : schéma de représentation d'un cas de chevauchement de deux buffers de sections.

Enfin, dans un troisième et dernier temps, toutes les sections d'un même linéaire sont fusionnées. Le but étant d'avoir un nuage de points par linéaire et par époque de levé pour faciliter les comparaisons de nuage à nuage. De plus, il a fallu procéder à une rotation du repère de coordonnées pour passer d'une vue du dessus à une vue de face (voir Figure 16). En effet, les nuages de points subissent un filtrage des points pour sélectionner uniquement ceux correspondant à de la roche et non pas à de la végétation ou à des bâtiments (voir III.2.3). Or ce filtrage s'opère en vue de face (selon l'axe Y) afin de superposer les nuages de points aux orthophotos servant à distinguer les zones rocheuses des zones de végétation. Un basculement du repère de coordonnées est réalisé à l'aide d'un script Python et schématisé par la Figure 16.



Figure 16 : schéma de rotation du repère sur Python

III.2.2. Déroulé géométrique

La configuration sinueuse de la falaise de Carry-le-Rouet en fait un site particulièrement complexe avec la présence de baies et de saillants qui posent un réel problème pour le traitement des nuages de points. La solution développée par FUGRO-Geoid et mis en place par J. Giuliano durant sa thèse consiste à réaliser un déroulé géométrique du linéaire de falaise. C'est-à-dire de passer d'une configuration 3D à une configuration 2,5D en conservant la coordonnée Z.

Chaque nuage est segmenté en section linéaire (les portions rectilignes du trait de côte) ou curvilignes (les portions courbes des saillants et baies de la côte). L'avantage de cette technique est de permettre une bonne superposition des ortho-images et des nuages de points afin de filtrer correctement les points correspondant à de la roche pour ensuite comparer les différentes époques de levés. Ce processus peut s'apparenter à une corde qu'on tendrait (voir Figure 17).

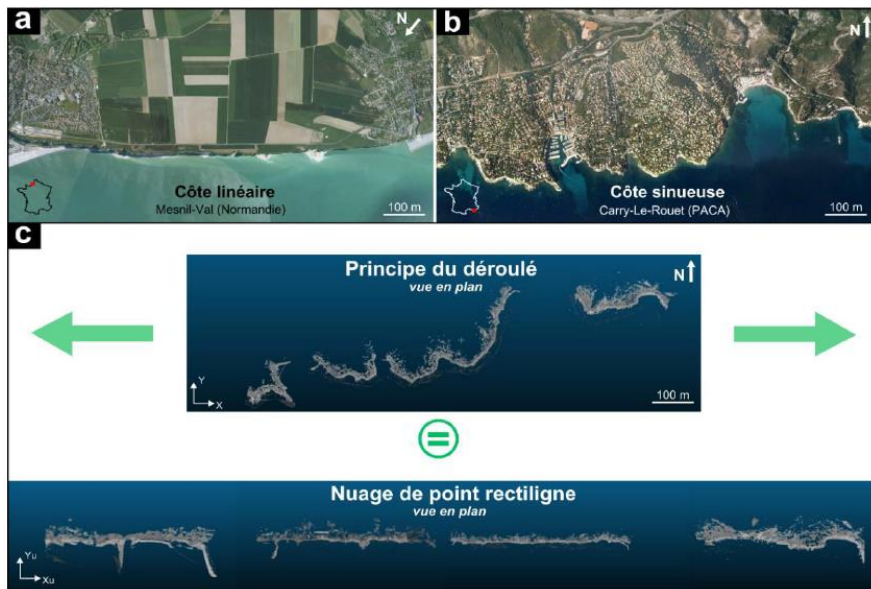


Figure 17 : utilité du déroulé géométrique (c), pour passer d'une configuration sinueuse (b) à une côte linéaire (a). D'après Giuliano (2015).

La procédure utilisée dans le script Python (voir Annexe 7) consiste à appeler un fichier contenant les paramètres de transformation pour chaque section. On peut diviser les transformations en deux catégories :

- Pour les zones rectilignes : translation selon la coordonnée X et rotation dans le sens horaire autour de l'axe Z pour ramener les points dans un même plan. On peut la définir par l'équation suivante :

Équation 4 : transformation des coordonnées planes dans le cas d'une portion rectiligne

$$\begin{aligned} X_{new} &= (X_{dép} \times \cos \theta) + (Y_{dép} \times \sin \theta) + L_{cum} \\ Y_{new} &= -(X_{dép} \times \sin \theta) + (Y_{dép} \times \cos \theta) \end{aligned}$$

Avec :

- X_{new} et Y_{new} : les coordonnées transformées ;
- $X_{dép}$ et $Y_{dép}$: les coordonnées de départ ;
- θ : l'argument du vecteur colinéaire de la section rectiligne ;
- L_{cum} : la longueur cumulée des sections déroulées.

- Pour les zones curvilignes : translation des points selon la coordonnée X et déroulé des points pour passer d'un arc de cercle à une ligne. On peut la définir par l'équation suivante :

Équation 5 : transformation des coordonnées planes dans le cas d'une portion curviligne.

$$X_{new} = \pm(\theta_1 - \theta_2) \times R + L_{cum}$$

$$Y_{new} = \pm(r - R)$$

Avec :

- X_{new} et Y_{new} : les coordonnées transformées à un signe prêt selon que l'on se trouve dans le cas d'un arc de cercle concave ou convexe ;
- θ_1 : l'argument du vecteur entre la borne inférieure de la section et le centre de l'arc de cercle ;
- θ_2 et r : l'argument et le module du vecteur entre le point de coordonnées $(X_{dép}; Y_{dép})$ et le centre de l'arc de cercle ;
- L_{cum} : la longueur cumulée des sections déroulées ;
- R : le rayon de l'arc de cercle définissant la section.

On peut résumer l'opération par la figure suivante :

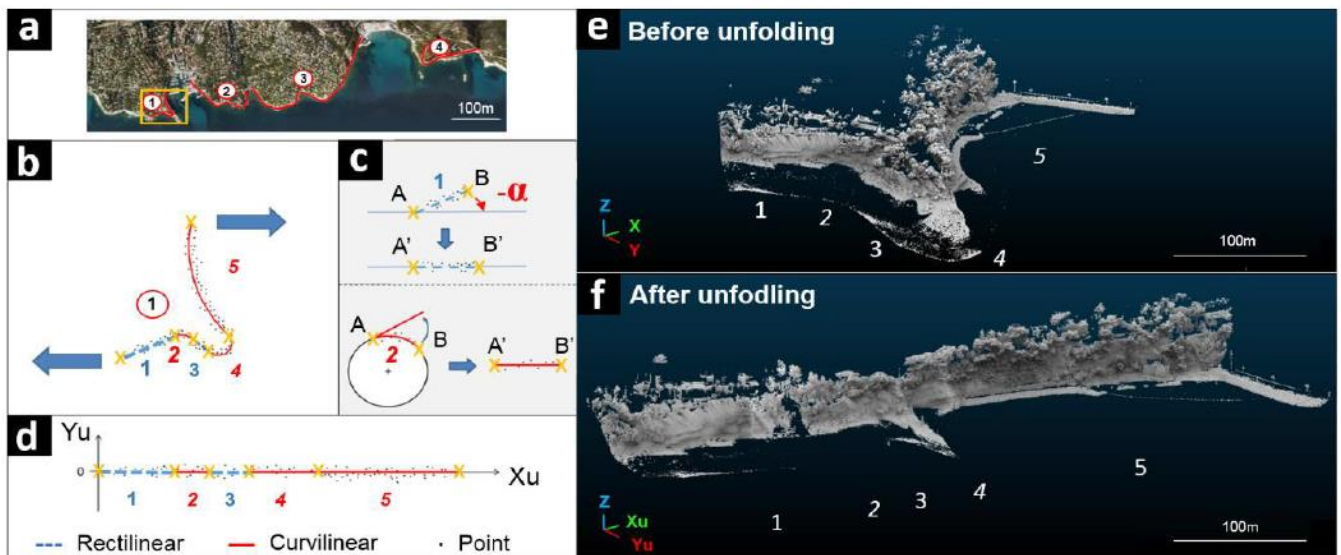


Figure 18 : résumé du processus de déroulé géométrique. Exemple sur le linéaire 1 (a), principe du déroulé (b) pour des sections rectilignes ou curvilignes (c) et les résultats obtenus (d). Image du nuage de points avant (e) et après (f) le déroulé. D'après Giuliano (2015).

III.2.3. Filtrage de la falaise

Afin de comparer des nuages de points correspondant à de la roche et non pas à de la végétation ou à des bâtiments, il a fallu procéder à un filtrage. La falaise de Carry-le-Rouet est située dans une zone où se trouvent beaucoup d'habitations en bord de falaise. Par ailleurs, ce site comporte aussi beaucoup d'arbustes et une importante végétation basse qui complique le travail de comparaison des différents nuages. Le déroulé géométrique effectué auparavant permet de superposer les ortho-images (vues en élévation) avec les nuages 3D dans le but de filtrer les points correspondant à de la roche. Lors de sa thèse, J. Giuliano a numérisé manuellement sur les ortho-images des polygones de végétation et de roche nue en Novembre 2011 à l'aide du logiciel de SIG Qgis. Une fois ces polygones dessinés il ne reste plus qu'à réaliser un filtrage en conservant les points situés sur les polygones de roche nue.

Pour mon projet de fin d'études, j'ai donc repris ces fichiers « shapefile » contenant les polygones afin de refaire le filtrage et m'assurer que les résultats correspondent bien à ce qui est attendu.

Lors du filtrage de la falaise sur le linéaire 4 je me suis aperçu d'un problème. Les résultats obtenus contenaient toujours de grandes zones avec de la végétation alors qu'elle aurait dû être éliminée. Après observation du fichier de points et de l'ortho-image, j'ai pu constater que les deux objets ne se superposaient pas parfaitement. Il y avait à certain endroit un décalage de plusieurs dizaines de mètres. L'ortho-image A du linéaire 4 n'était donc pas exploitable. Pour y remédier, j'ai dû redessiner les zones correspondant à la falaise nue manuellement.

La réalisation du filtrage a été réalisée à l'aide du logiciel de SIG ArcGis. Ce choix a été motivé par le fait qu'il peut arriver que des polygones ne forment pas des enveloppes convexes mais contiennent des enclaves, des trous. C'est pour cette raison que Lastools ne pouvait pas être utilisé car ce logiciel ne gère les enclaves (il utilise le terme de « donuts ») que depuis une mise à jour de janvier 2016. Or d'après des tests effectués, cette mise à jour ne semble pas sortir des résultats parfaitement stables. J'ai donc préféré utiliser la boîte de dialogue ArcPy qui permet de réaliser des requêtes en Python sur le logiciel ArcGis (voir Figure 19).

La requête utilisée est la suivante :

```
Arcpy.Clip_analysis(nuage_de_points_X.shp, filtre_polygone_X.shp, resultat_X.shp)
```

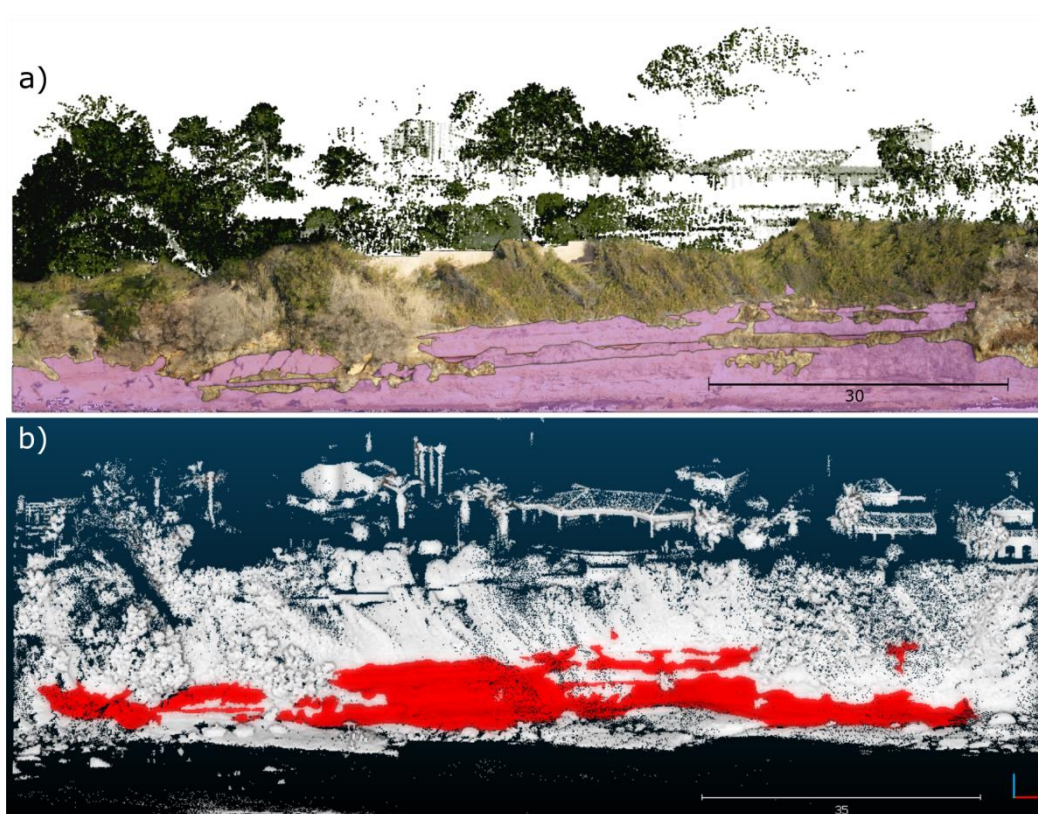


Figure 19 : image SIG de la couche correspondant aux zones rocheuses (a), résultat sur le nuage de points où les zones rocheuses apparaissent en rouge (b).

III.3. Modélisation des blocs érodés

Les étapes préalables à l'analyse et la comparaison des nuages de points ont permis de nettoyer et d'organiser la base de données. Les objectifs étaient nombreux, il a fallu réaliser un déroulé géométrique pour faciliter la comparaison et permettre un meilleur filtrage de la végétation, affecter un numéro d'identifiant à chaque point afin de faciliter l'opération inverse et donc finir par le filtrage de la végétation et des points hors zones.

Ces étapes étaient nécessaires afin d'optimiser la qualité de la comparaison et de permettre une modélisation des blocs la plus fine possible. Cette modélisation se déroule en deux temps. Tout d'abord une comparaison de nuage à nuage grâce à l'algorithme M3C2, puis d'une opération de classement des points contiguës à distance M3C2 significative en cicatrices d'érosion individualisées grâce aux bibliothèques disponibles en Python.

III.3.1. Calcul de distance nuage à nuage

La méthode choisie pour la comparaison nuage à nuage a donc été de calculer des distances d'érosion directement sur les nuages de points. Le but étant d'avoir une meilleure modélisation des blocs en gardant l'information 3D originale. L'algorithme M3C2 (voir III.1.2) possède l'avantage d'être implémenté sur le logiciel de traitement lidar Cloud-Compare. De plus, il permet d'avoir une estimation des incertitudes sur les distances d'érosion calculées.

Cet algorithme fonctionne en rentrant un certain nombre de paramètres qui sont déterminants pour le calcul. Ils ont été fixés en conservant l'idée que chaque comparaison doit être de même qualité afin de pouvoir analyser et comparer les différents résultats obtenus. J'ai donc choisi de garder au maximum les mêmes valeurs de paramétrage pour les levés lidar des différentes époques afin de garder une certaine cohérence dans les comparaisons. Pour arriver à ce paramétrage de l'algorithme, j'ai réalisé un travail d'analyse des caractéristiques de la base de données.

a) Projection Scale

Ce paramètre correspond au diamètre du cylindre de recherche pour le moyennage des positions autour de chaque *core-point*. La valeur de Projection Scale dépend en grande partie de la densité du nuage de points (voir III.1.2). Cette valeur doit être assez grande pour permettre un calcul de distance et de son incertitude associée qui soit robuste mais assez petite afin d'avoir une résolution spatiale de détection qui couvre la plus petite emprise possible.

M3C2 réalise le calcul d'incertitude sur les distances d'érosion à partir de 5 points présent dans le cylindre pour chacun des deux nuages de points. De plus, dans l'article *Lague et al. (2013)*, il est recommandé d'avoir une moyenne d'environ 20 points dans le cylindre de la Projection Scale afin d'avoir un calcul de distance qui soit de bonne qualité d'après les tests qu'ils ont effectués.

L'objectif est donc d'analyser la densité de points de la base de données lidar afin de voir le diamètre à partir duquel on trouve pour tous les *core-points* au moins 5 points contenus dans le cylindre.

Pour cela, j'ai réalisé un calcul de distance au 5^{ème} voisin pour les nuages de chaque linéaire et pour les trois époques de levé. J'ai remarqué que le nuage qui possède la densité la plus mauvaise au 5^{ème} voisin correspond au nuage de points du linéaire 4 de la première époque (voir Figure 20). Dans un souci de cohérence entre les comparaisons, j'ai choisi de paramétrer la même valeur de Projection Scale pour toutes les comparaisons nuage à nuage. Pour tous les linéaires et toutes les époques.

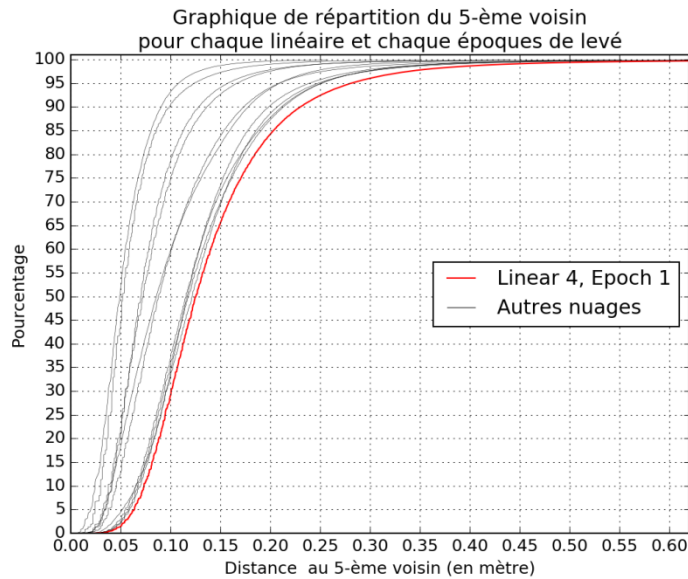


Figure 20 : analyse de la distance au 5ème voisin. Le nuage du linéaire 4 de la première époque de levé (en rouge) est le moins dense.

Je me suis donc appuyé sur le nuage qui présente les résultats les plus pessimistes, en analysant la répartition tout d’abord sur la courbe de densité selon le 5^{ème} voisin mais aussi selon le 20^{ème} voisin comme ce qui est recommandé par D. Lague dans son article (voir Figure 21).

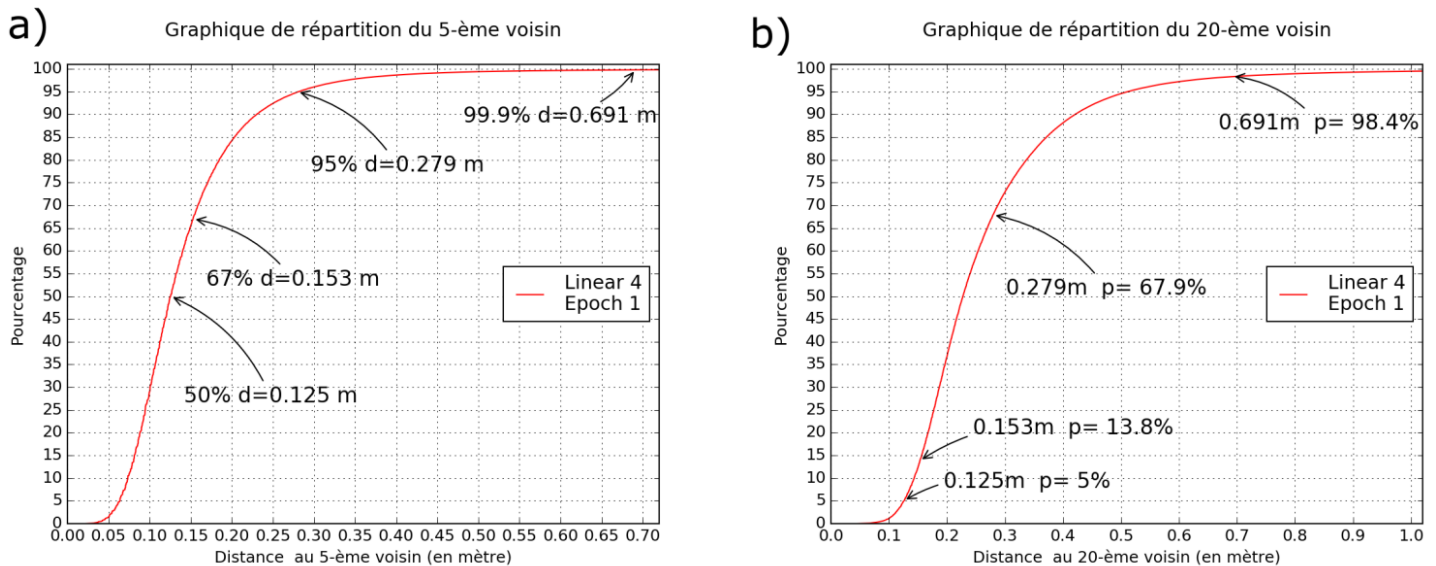


Figure 21 : étude de la densité du nuage pour le 5^{ème} (a) et le 20^{ème} voisin (b).

Après analyse des graphiques ci-dessus, la probabilité d’avoir au moins 5 voisins dans un rayon de 28 cm autour d’un point du linéaire 4 de la première époque est de 95% (soit 2-sigma). Notez que la valeur de cette probabilité pour un même rayon est encore plus élevée pour les nuages plus denses des époques 2 et 3. Pour la même distance, la probabilité d’avoir au moins 20 voisins autour d’un point du linéaire 4 de la première époque est d’environ 68%.

Cette valeur semble être un bon compromis pour plusieurs raisons. Tout d'abord, car elle a une signification statistique (une probabilité à 95%). De plus, on voit bien que prendre une valeur plus petite ne serait pas raisonnable car pour une probabilité au 5^{ème} voisin de 67% (1-sigma) on tombe à une probabilité au 20^{ème} voisin qui vaut environ 14% ce qui est beaucoup trop faible. Il n'y aurait pas assez de points pour lesquels M3C2 pourrait calculer une incertitude sur la distance d'érosion. Les résultats des comparaisons ne comporteraient donc pas assez de distance d'érosion calculée, il y aurait donc une perte trop grande d'information.

Mais, prendre une valeur de Projection Scale plus grande ne conviendrait pas non plus car pour une probabilité à 99.9% (3-sigma) au 5^{ème} voisin la distance augmente très fortement à 70 cm. Ce qui est trop grand par rapport à l'épaisseur moyenne des couches géologiques sur la falaise (d'environ 50 cm). La résolution spatiale serait alors trop faible pour détecter de l'érosion qui affecterait une seule strate, voire une portion de strate.

Le choix de la distance au 5^{ème} voisin se porte donc sur une valeur de 28 cm pour une probabilité de 95%. Ce qui, lors d'une comparaison entre deux nuages, correspond à une probabilité conjointe de 90% de trouver au moins 5 voisins dans chacun des deux nuages.

La valeur analysée ici correspond à la distance au 5^{ème} voisin ce qui coïncide avec une notion de rayon de recherche. Or, le paramètre de Projection Scale utilisé dans M3C2 correspond lui à une valeur de diamètre de cylindre. On a donc pour une distance au 5^{ème} voisin de 28 cm, une valeur de Projection Scale deux fois supérieurs, c'est-à-dire égale à 56 cm.

b) Normal Scale

Ce paramètre correspond au diamètre de la sphère centrée sur chaque *core-point* pour la sélection des points servant à l'orientation des normales. L'algorithme va prendre les points du nuage 1 contenus dans cette sphère et estimer le meilleur plan minimisant les écarts (M3C2 le nomme « Best Fit Plane »). A partir de là, M3C2 va calculer la perpendiculaire à ce plan et attribuer cette normale au *core-point* et passer au suivant.

Ce calcul d'orientation va dépendre de la densité du nuage car il faut un minimum de 3 points autour du *core-point* pour définir un plan (voir III.1.2). Ce calcul va donc dépendre de la rugosité locale qui va introduire plus ou moins de bruit dans l'estimation du plan et va dépendre aussi de la géométrie de l'objet.

La rugosité, comme elle est expliquée dans l'article de *Lague et al. (2013)*, va poser un certain nombre de problèmes. Cette rugosité peut correspondre aux caractéristiques de l'objet et de sa géométrie lorsqu'elle coïncide avec la nature de la surface intra-banc (la lithologie de la falaise comporte des roches relativement rugueuses comme le conglomérat). Mais elle peut décrire aussi une différence inter-banc car les roches rencontrées ici ont des aspects et des caractéristiques techniques différentes qui les rendent plus ou moins sensibles à l'érosion (voir Figure 22). Ceci a pour conséquence d'avoir des différences d'écarts moyen au plan lorsque le *core-point* est à cheval entre deux couches géologiques. Mais, la rugosité locale peut aussi décrire un bruit gaussien provenant de la méthode de levé.

La valeur de Normal Scale doit être la plus petite possible afin d'avoir une orientation de la normale qui suit la morphologie du terrain lorsque l'on passe d'une couche géologique à une autre, mais d'avoir une valeur assez grande pour ne pas être influencé par le bruit lié à la méthode de levé et lié à la rugosité intra-banc de la roche rencontrée (voir III.1.2).

Orthophoto du linéaire 2

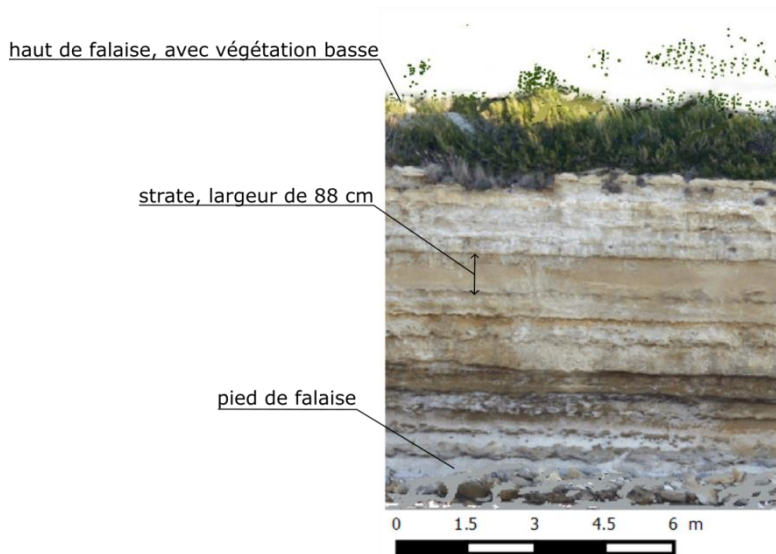


Figure 22 : exemple d'alternance de banc sur la falaise du linéaire 2

La notion de rugosité d'un objet dépend de l'échelle à laquelle on regarde cet objet. Avec un grand diamètre de cylindre de l'ordre de plusieurs mètres, la rugosité de la falaise correspondra à la différence de résistance mécanique face à l'érosion des couches géologiques (car la largeur moyenne d'un banc est de l'ordre de 50 cm à 1 m). Au contraire, avec un petit diamètre de cylindre de l'ordre de 10 cm, la rugosité affichée coïncidera plus avec le bruit lié à la méthode de levé (l'incertitude calculée par J. Giuliano est de 8,8 cm, voir III.1.1) Il est donc nécessaire d'avoir une méthode d'analyse qui soit multi-échelle pour prendre en compte toutes ces caractéristiques.

L'objectif est donc de trouver la valeur optimum de Normal Scale. Pour cela, dans l'article de *Lague et al. (2013)*, il est décrit une méthode par analyse en composante principale (par utilisation d'un algorithme ACP). Cette technique permet de réaliser une décomposition géométrique à partir de données corrélées spatialement. Dans le cas présent, il s'agit de trouver le nouveau repère orthonormé avec les trois axes ou composantes principales λ_1 , λ_2 , λ_3 qui explique le mieux la variance des données selon λ_1 , puis λ_2 , puis λ_3 . Ces axes correspondent respectivement à un axe relativement horizontal (l'axe X), un axe relativement vertical (l'axe des Z) et un troisième axe pour définir la profondeur du morceau de falaise (l'axe des Y). C'est justement cette troisième composante qui nous intéresse car elle correspond à la variance selon la profondeur qui peut se définir par une dispersion autour d'un plan « XOZ », c'est-à-dire notre rugosité.

Le principe de l'analyse en composante principale par une méthode multi-échelle va pouvoir permettre de construire une courbe de la variance en fonction du rayon de recherche utilisé. La courbe aura un comportement qui sera le suivant. Tout d'abord pour un petit rayon de l'ordre d'une quinzaine de centimètre, la variance sera très importante car elle sera impactée par le bruit gaussien lié à la méthode de levé lidar mais aussi à cause des caractéristiques surfacique de la roche rencontrée qui peut avoir un aspect plutôt hétérogène et rugueux dans un petit voisinage. Ensuite, la variance diminuera progressivement pour un rayon de plus en plus grand car l'effet du bruit gaussien et de l'aspect rugueux de la surface auront un impact de plus en plus faible au fur et à mesure que l'échelle augmente.

Enfin, à partir d'un rayon de l'ordre du mètre la variance recommencera à augmenter car elle sera impactée par la géométrie de l'objet et la forme de la falaise à cet endroit qui est façonnée par l'érosion et par l'alternance de couches géologiques plus ou moins friables. On peut donc identifier un rayon qui minimise la variance pour lequel la définition du « Best Fit Plane » est la moins impactée par le bruit, par l'aspect de la roche mais aussi la plus représentative de la géométrie locale.

La procédure d'analyse mis en place est la suivante :

- des portions de falaise sont extraites sur des nuages issus de différents linéaires et de différentes époques de levés pour chaque type de roche rencontré sur le site d'étude (calcarénite, roche marno-sableuse, conglomérat) (voir Figure 23) ;
- 25 points qui serviront de *core-point* seront choisis au hasard au milieu de la portion de falaise (afin d'éviter au maximum les effets de bords) ;
- autour de chaque *core-point* on sélectionne les points contenus à l'intérieur d'une sphère de rayon R que l'on fait varier ;
- pour chaque valeur de R on réalise un calcul ACP de tous les échantillons de la portion de falaise et on extrait la variance normée de la troisième composante principale λ_3 pour chaque *core-point* ;
- on réalise les courbes des variances normées en fonction des rayons pour chaque *core-point* ;
- sur les courbes de variation de λ_3 on calcule le minimum de chaque courbe, la courbe moyenne et son écart-type associé, et le point minimum de la courbe moyenne qui représente le rayon optimum pour cette portion de falaise.

Le calcul réalisé à partir de cette procédure contient un certain nombre de contraintes qui vont rendre difficiles l'analyse des résultats. Tout d'abord sur l'intervalle de variation du rayon, la borne inférieure est donnée par la densité de l'échantillon qui peut atteindre à certain endroit entre 15 cm et 20 cm. Ceci aura pour conséquence de faire baisser la variance normée ou même de rendre impossible le calcul ACP lorsqu'il n'y a pas 3 points. Ensuite, la borne supérieure est donnée par la taille de la portion de falaise. En effet, à partir d'un certain moment, on peut voir apparaître des effets de bord lorsque le rayon s'approche de la longueur de la portion. Ces effets de bord auront là aussi pour conséquence de faire baisser la variance normée et donc de perturber l'identification du point optimum.

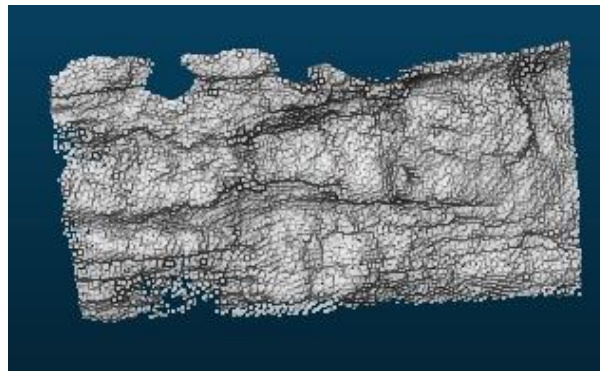


Figure 23 : image Cloud-Compare d'une portion de falaise servant pour l'étude de la Normal Scale optimum.

Les résultats obtenus sont difficilement exploitables pour les raisons décrites auparavant. Néanmoins parmi les 7 portions de falaises 5 montrent un minimum représentatif de la réalité. Les résultats sont résumés dans le tableau récapitulatif suivant :

Tableau 5 : récapitulatif des rayons optimaux calculés.

N° Id	Linéaire	Type de roche	Rayon moyen optimum (en m)
1	1	calcarénite	0,73
2	3	conglomérat	0,25
3	3	conglomérat	0,51
4	4	conglomérat	0,26
5	2	marne/sables	0,26

D'après les rayons moyens obtenus, on remarque immédiatement qu'il y a une différence significative entre les portions contenant majoritairement des calcarénites et les autres. Il faut cependant noter que l'optimum des calcarénites forme une large zone. Le score de variance normée à 50 cm n'est que très marginalement supérieur à la variance minimale à 73 cm.

L'objectif était de définir une valeur de Normal Scale qui soit la même pour toutes les comparaisons (quelque soit le linéaire) afin d'avoir une certaine homogénéité dans les résultats. D'après les taux d'érosion obtenus par J.Giuliano dans ses travaux de thèse, le linéaire qui subit le plus d'érosion est le linéaire 4 composé majoritairement de conglomérat. Le choix du rayon s'est donc porté sur une valeur qui s'approche de ce qui peut être rencontré dans les portions contenant des conglomérats. Néanmoins, pour ne pas trop impacter les linéaires 1 et 2 qui contiennent en majorité des calcarénites, la valeur du rayon ne devait pas être trop petite non plus. C'est pour cela qu'une valeur de rayon a été fixée à 50 cm.

Comme pour la définition de la Projection Scale, la Normal Scale représente dans M3C2 un diamètre. La valeur de Normal Scale choisi correspond donc au rayon fixé multiplié par un facteur 2, ce qui donne 1 m.

Un exemple de graphique est présenté ci-dessous (voir Figure 24 et Annexe 2) afin de montrer le calcul réalisé pour la portion n°1 correspondant au linéaire 1 composée majoritairement de calcarénite.

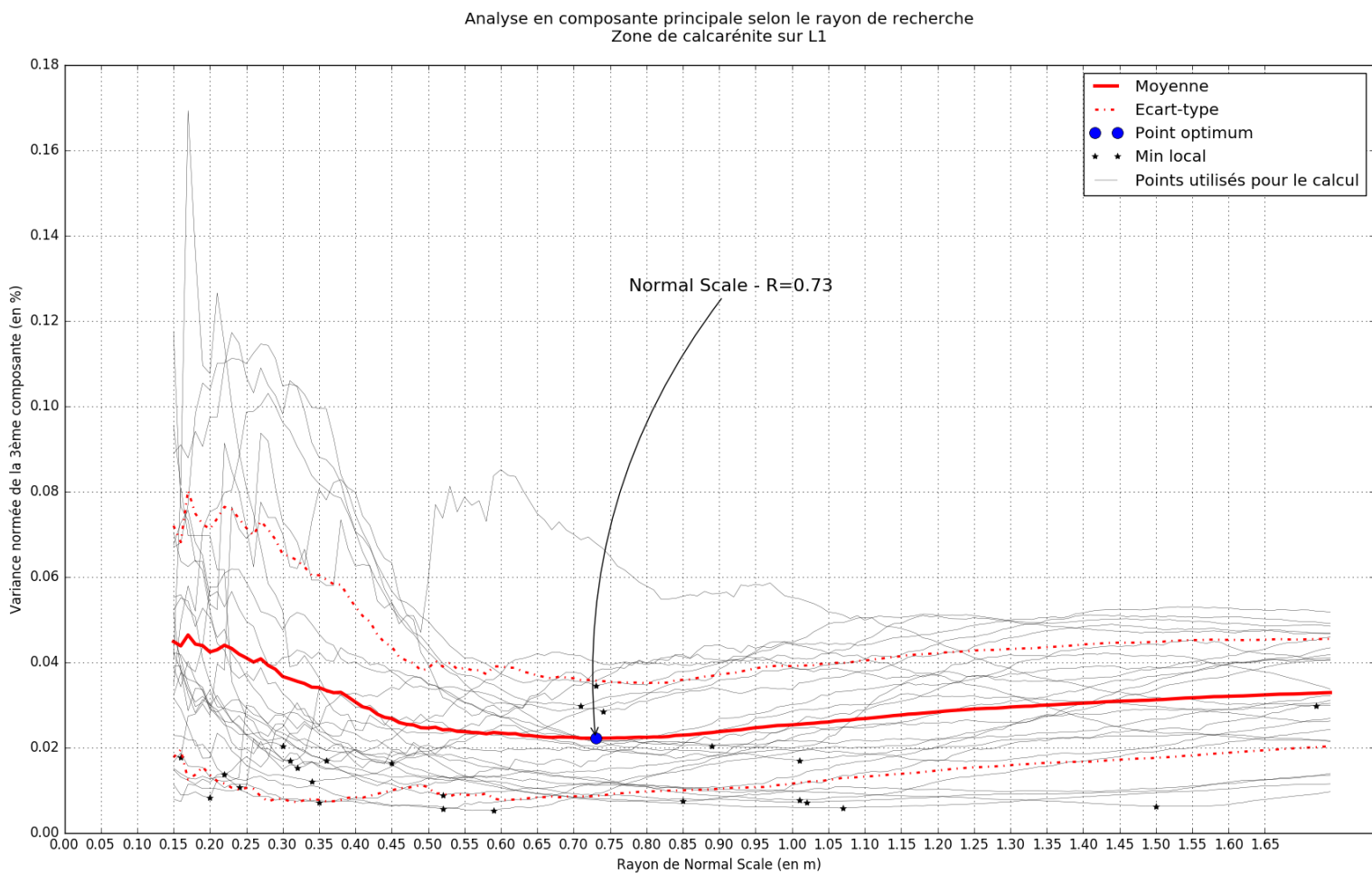


Figure 24 : exemple d'étude du rayon optimum pour une portion de falaise sur le linéaire 1.

c) Core-point

Les *core-points* correspondent à un ensemble de points 3D où l'algorithme de comparaison va calculer en chaque point la distance moyenne séparant les deux nuages. Les *core-points* correspondent à un nuage de référence sous-échantillonné afin d'avoir un nuage homogène spatialement (comme décrit au III.1.2). Il a été choisi d'avoir un nuage de *core-point* le plus dense possible tout en gardant la notion d'homogénéité. Pour cela, le nuage de *core-point* a été construit à partir des nuages des quatre linéaires issus de la troisième campagne de levé (celle qui a la densité la plus grande) avec un sous-échantillonnage à 10 cm.

d) Paramètres avancés

M3C2 permet d'ajuster le calcul à partir d'un certain nombre de paramètres qui doivent être ajustés afin de régler les détails du fonctionnement de l'algorithme M3C2:

- Erreur de calage : ce paramètre est nécessaire pour le calcul des incertitudes sur les distances d'érosion. Il correspond à l'erreur de positionnement conjointe entre les deux nuages, c'est-à-dire que l'erreur est égale à l'écart moyen inter-époque sur la profondeur de chaque nuage. Dans le paragraphe III.1.1, J. Giuliano calcul cet écart correspondant à la justesse de chaque nuage de points. Cette distance inter-époque varie selon les comparaisons réalisées (voir Tableau 3), elle est de l'ordre de quelques millimètres.
- Mode de calcul des normales : ce paramètre permet de déterminer les axes d'orientation des normales (en horizontale ou en verticale). La falaise étudiée ici reste malgré le déroulé géométrique assez sinueuse avec des surfaces relativement rugueuses. L'orientation des normales ne sera donc pas bloquée en horizontale ou en verticale mais les normales pourront être calculées en 3D en laissant le mode « Default ».
- Mode de statistique : lors du calcul des distances nuage à nuage à partir des points issus du cylindre de la Projection Scale, il est possible de réaliser le moyennage des positions de chaque nuage. Néanmoins, il est aussi possible de modifier cela afin de calculer les positions médianes pour chacun des deux nuages. La médiane a l'avantage d'être peu influencée par les valeurs aberrantes provenant de la végétation non filtrée. Il a donc été choisi d'utiliser ce mode de calcul pour les distances d'érosion.
- Nombre minimum de points pour le calcul des incertitudes : dans la boîte de dialogue de l'algorithme sur Cloud-Compare, il est possible de rentrer manuellement un nombre minimum de points contenus dans le cylindre de Projection Scale pour calculer les incertitudes sur les distances d'érosion. Dans l'article de *Lague et al. (2013)*, il est recommandé d'avoir un nombre minimum supérieur à 4 points dans ce cylindre. J'ai donc suivi les recommandations de cet article scientifique en ne modifiant pas cette valeur qui vaut par défaut : 4.

e) Résultats

Lorsque les paramètres décrits dans les paragraphes précédents ont été analysés et fixés, la comparaison nuage à nuage a pu être possible. Avec quatre linéaires et trois époques de levés ce sont donc 12 comparaisons qui ont été réalisées. Pour chaque comparaison, l'algorithme permet de sortir des résultats qui ont la forme suivante :

Tableau 6 : format des fichiers de points après comparaison avec M3C2.

Coordonnées du core-point projeté sur le nuage 1 (en mètre)			Coordonnées du core-point projeté sur le nuage 2 (en mètre)			Nombre de points pour le calcul de distance		Rugosité locale $\sigma(d)$ (en mètre)		Changement significatif	Incertitude sur la distance (en mètre)	Distance d'érosion (en mètre)	Coordonnées du vecteur de la normale (en mètre)		
X	Y	Z	X	Y	Z	Nuage 1	Nuage 2	Nuage 1	Nuage 2				Δx	Δy	Δz
...
...

Pour chaque *core-point*, le point est projeté sur les nuages 1 et 2 le long de la normale locale afin d'avoir une première approximation de la cicatrice. Les colonnes donnant les informations sur les nombres de points contenus dans le cylindre de la Projection Scale ainsi que sur les rugosités permettent d'effectuer des contrôles par rapport aux étapes d'analyses pour fixer les valeurs de Normal Scale et de Projection Scale. L'information de « Changement significatif » est une variable booléenne qui permet de savoir si la distance calculée à une réalité physique. Elle prend les valeurs suivantes :

Équation 6 : test de changement significatif effectué par M3C2.

$$B = \begin{cases} 0 & \text{si } |d_{M3C2}| \leq LOD_{95\%}(d) \\ 1 & \text{si } |d_{M3C2}| > LOD_{95\%}(d) \end{cases}$$

Avec :

- B : variable booléenne qui détermine s'il y a un changement significatif ou non
- d_{M3C2} : la distance d'érosion calculée par M3C2
- $LOD_{95\%}(d)$: la distance d'incertitude dans le cylindre de Projection Scale, qui va définir le niveau minimum de détection pour chaque *core-point* en m.

Une fois les comparaisons réalisées (voir Figure 25), il faudra donc trier la base de données en ne conservant uniquement les points où on a « B est Vrai ET $d_{M3C2} \geq 0$ ». Un *core-point* qui répond à ces deux critères décrit un point où il y a une cicatrice plus ou moins importante avec une réalité physique et qui correspond à de l'érosion et non pas à de l'accumulation. Ce tri permettra d'obtenir une base de données composée des endroits sur la falaise où il y a une distance d'érosion significative. A partir de ces points, il sera possible de les agréger selon plusieurs critères dans le but de modéliser le plus fidèlement possible le bloc érodé.

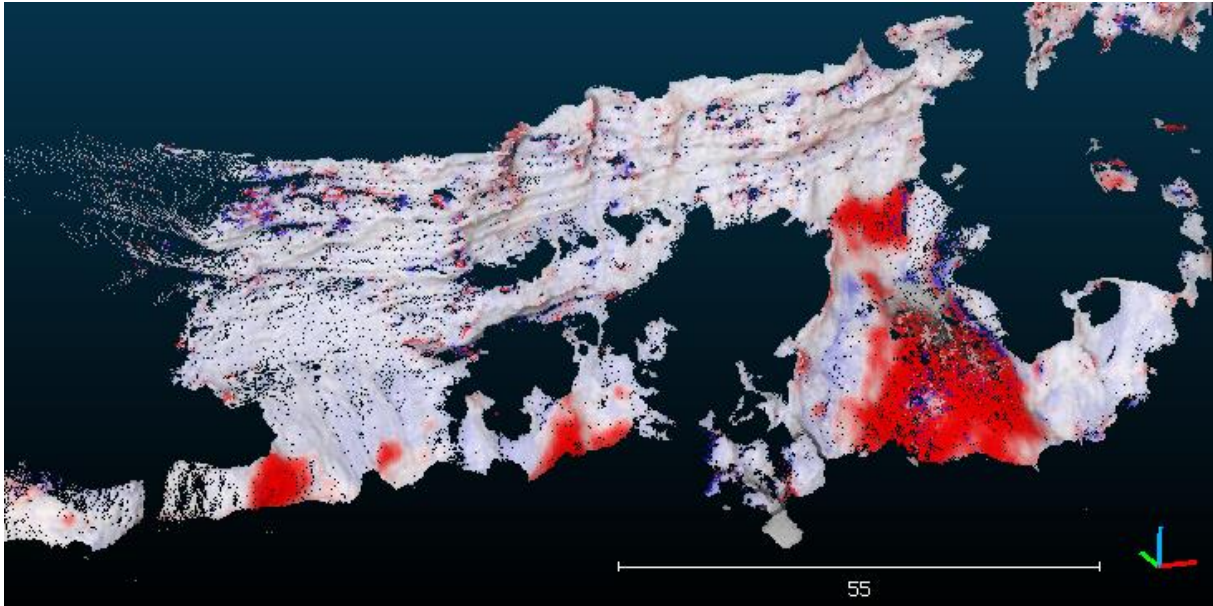


Figure 25 : exemple de résultat après comparaison. Les zones érodées apparaissent en rouge et les zones d'accumulation en bleu.

III.3.2. Classification des points significatifs contigus en cicatrices

a) *Définition*

La classification est une étape importante de la modélisation des blocs. Elle permet de passer d'un ensemble de points significatifs indépendants à des ensembles de points contigus représentant les cicatrices d'érosion individuelles.

La comparaison de nuage à nuage réalisée à l'aide de l'algorithme M3C2 a permis d'obtenir une liste des *core-point* possédant une distance d'érosion significative. Dans un premier temps, il a fallu extraire ces points significatifs par l'utilisation d'un test décrit par l'Équation 6. Dans un second temps, l'objectif était de regrouper ces *core-points* à l'aide de critères spatiaux pour obtenir un ensemble de clusters modélisant les blocs érodés.

Pour cela, je me suis aidé de la bibliothèque *Scikit-learn* sur Python qui donne accès à de nombreux algorithmes de Machine Learning. Afin d'agréger ces points en groupes, j'ai utilisé un algorithme de *clustering*. Il s'agit d'une méthode d'analyse de données qui permet de réaliser de façon automatique et à l'aide de certains critères des groupes de points à partir d'un jeu de données. L'algorithme réalise alors une classification que l'on dit non-supervisée.

La clusterisation se base sur le principe de la proximité entre objets en définissant des distances entre classes. Le but étant de minimiser les différences intra-classe pour obtenir des clusters les plus homogènes possibles, et de maximiser les différences inter-classes afin d'avoir des groupes bien différenciés.

Il existe différents types d'algorithmes de regroupement qui fonctionnent selon des méthodes différentes :

- les algorithmes de types k-moyennes se basent sur la proximité entre les centroïdes des classes et les points pour les agréger, mais ils demandent de fixer a priori le nombre (k) de classes finales ;
- les méthodes utilisant le principe de la maximisation de l'espérance pour former les clusters ;
- les algorithmes se basant sur la densité des points pour les agréger.

C'est cette dernière méthode qui nous intéresse car, dans ce type d'algorithme et contrairement aux autres il ne demande pas un nombre de cluster en entrée a priori. Or dans notre étude, on ne peut pas savoir à l'avance le nombre de cicatrices qui se sont produites. C'est justement ce que l'on cherche à estimer. Mais, on sait qu'un regroupement de *core-point* significatif décrit une zone de départ probable d'un bloc. Ce qui peut se définir par la notion de densité de point.

Pour réaliser cette opération de clustering, j'ai utilisé l'algorithme DBSCAN (pour Density-Based Spatial Clustering of Application with Noise). Il a l'avantage de demander un seuil de densité comme critère de partitionnement et de fonctionner relativement rapidement sur Python. Il fonctionne à partir de deux paramètres :

- une distance seuil (notée ϵ) : qui correspond à la distance en mètre de recherche des voisins ;
- un nombre minimum de points (notée *MinPts*) devant se retrouver à une distance inférieure à " ϵ " pour que ces points soient considérés comme un cluster et non pas comme du bruit.

DBSCAN fonctionne de la manière suivante : il recherche pour chaque *core-point* son voisinage situé dans un rayon inférieur à " ϵ ". Si ce voisinage contient un nombre de points supérieur à "*MinPts*" alors il considère ce *core-point* comme faisant partie d'un cluster. Ensuite, l'algorithme parcourt les autres points de ce voisinage de proche en proche afin de récupérer tous les points de ce cluster. Et ainsi de suite pour chaque *core-point* et pour chaque cluster.

Ce sont donc les deux paramètres (ϵ et *MinPts*) qui définissent le critère de densité pour le partitionnement des données. Il est donc nécessaire d'avoir une approche analytique afin d'optimiser leurs valeurs pour obtenir des clusters qui modélisent le plus fidèlement possible les blocs érodés.

b) Paramétrage

Dans un premier temps, il est important de distinguer les deux paramètres et ce qu'ils font tout en regardant les relations qu'ils ont entre eux.

La distance seuil notée " ϵ " décrit la distance minimale qui peut séparer deux clusters pour les considérer comme indépendants. C'est-à-dire que " ϵ " correspond à la distance à partir de laquelle on considère deux groupes de points comme indépendants. Ce paramètre influencera le nombre de clusters créés de la manière suivante. Si " ϵ " est petit alors il sera peu probable de trouver beaucoup de points dans un rayon de recherche aussi petit. Dans ce cas, c'est la variable "*MinPts*" qui conditionnera le nombre de clusters. Si le nombre de points minimum est petit alors il y aura beaucoup de clusters et si "*MinPts*" est grand alors on aura très peu de clusters formés.

Au contraire, si " ϵ " est grand alors beaucoup de points pourront s'agréger entre eux et la variable "*MinPts*" aura un effet atténué car dans tous les cas on aura peu de clusters. Les relations entre ces deux critères est résumé dans le Tableau 7.

Tableau 7 : récapitulatif des conditions créées sur le nombre de cluster estimé selon les valeurs de ϵ et de MinPts

	MinPts petit	MinPts grand
ϵ petit	MinPts a une contrainte faible sur le nombre de clusters car ce critère est plus facile à atteindre. ϵ petit correspond à des grappes de points denses. Le nombre de clusters sera donc faible.	MinPts a une contrainte forte sur le nombre de clusters car ce critère est plus difficile à atteindre. ϵ petit correspond à des grappes des points denses. Le nombre de clusters sera donc très faible car on est dans le cas de deux critères très contraignant.
ϵ grand	MinPts a une contrainte faible sur le nombre de clusters car ce critère est plus facile à atteindre. ϵ grand correspond à des grappes de points peu denses et plus facile à agréger. Le nombre de clusters sera donc important.	MinPts a une contrainte forte sur le nombre de clusters car ce critère est plus difficile à atteindre. ϵ grand correspond à des grappes de points peu denses. Le nombre de clusters sera donc un peu plus important par rapport à MinPts mais ce stabilisera plus vite car le critère MinPts grand est très contraignant.

On a vu que ce calcul de regroupement supprime les points isolés ne passant pas le critère de MinPts. Mais, il peut subsister plusieurs points significatifs regroupés qui correspondent à un faux positif. C'est-à-dire un regroupement de points qui semble être une cicatrice d'érosion (donc signalée comme un résultat positif par l'algorithme) mais qui correspond en réalité à du bruit (qui peut être causé par exemple par de la végétation résiduelle). A partir de ces considérations, on peut conclure que, pour supprimer les points isolés et les faux positifs il est nécessaire d'avoir une valeur de "MinPts" qui soit assez grande pour filtrer les points isolés et une valeur de " ϵ " qui soit assez petite pour avoir des clusters relativement denses mais qui soit assez grande pour ne pas avoir trop de perte d'informations.

Une analyse du nombre de clusters en fonction de la distance seuil selon plusieurs valeurs de "MinPts" a été réalisée. Le graphique suivant reprend les résultats pour les nuages de chaque linéaire seulement pour la comparaison entre les époques de mesure lidar 1 et 3 (voir Figure 26) (de Février 2011 à Juillet 2012).

Graphique du nombre de cluster en fonction de Epsilon en variant MinPts
Pour le linéaire 3 et la comparaison des époques 1 vers 3

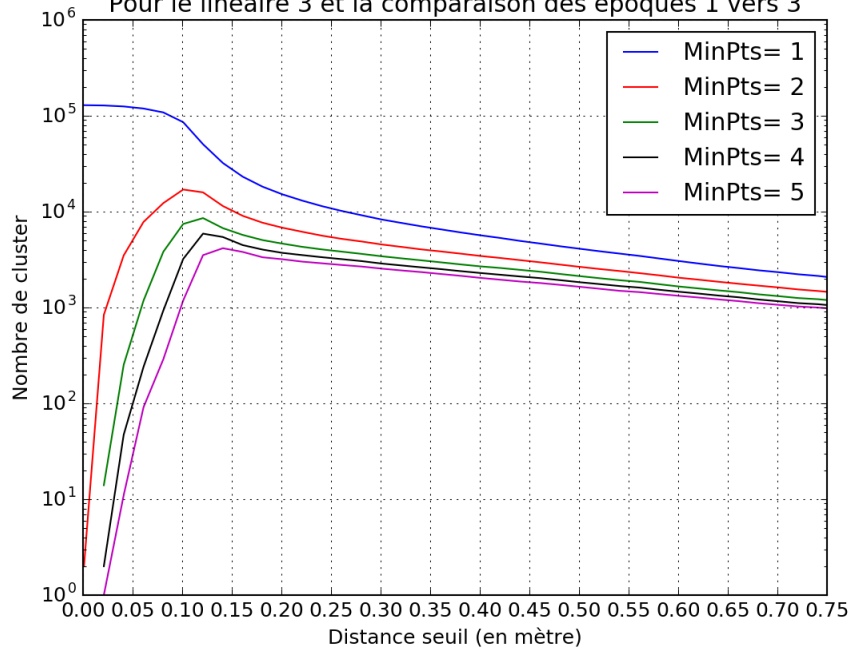


Figure 26 : analyse du nombre de cluster créé en fonction des paramètres de DBSCAN.

Ce graphique montre tout d'abord que le comportement des courbes correspond aux hypothèses de départ. Le nombre de clusters est quasi nul lorsque la distance seuil est proche de 0 car alors, il n'y a aucun point se trouvant dans le rayon de recherche. Ensuite, le nombre de clusters augmente rapidement avec la valeur de " ϵ " car chaque *core-point* trouve de plus en plus de voisins au fur et à mesure que la distance de recherche augmente en passant le critère de *MinPts*. On arrive à un maximum lorsque la distance seuil regroupe un maximum de points passant le test du *MinPts*, sans pour autant regrouper deux cicatrices individuelles proches. On peut remarquer que plus *MinPts* est grand et plus cet accroissement est lent car s'il y a de plus en plus de points agrégés, ces groupes ne valident pas forcément le test de *MinPts*.

On remarque aussi une exception lorsque "*MinPts* = 1". Il y a un maximum lorsque " ϵ = 0" car à ce moment-là, chaque *core-point* correspond d'après l'algorithme à une cicatrice d'érosion.

Ensuite, après avoir passé ce maximum le nombre de clusters diminue progressivement et de plus en plus lentement car comme " ϵ " augmente, il y a un regroupement des différentes cicatrices.

A partir de ce graphique et en regardant la cartographie des zones d'érosion (exemple à la Figure 25), on peut affirmer que dans le cas où "*MinPts* = 1" on se retrouve dans un cas où les regroupements peuvent contenir un seul point. Or, ce cas pose problème car ce paramètre va considérer des points isolés comme étant des cicatrices d'érosion alors qu'il est probable qu'il s'agisse de bruit. Par ailleurs, il est assez compliqué de cuber un volume érodé à partir de deux points (un par nuage comparé). On doit alors nécessairement avoir "*MinPts* > 1".

Mais, si l'objectif est de pouvoir modéliser des blocs les plus petits possible, le volume minimum détectable doit alors être le plus petit possible. Ce qui implique que *MinPts* doit être le plus petit possible. Pour "*MinPts* > 3" on a une courbe où le passage par un maximum est moins flagrant. Ce qui indique que *MinPts* serait trop grand car " ϵ " a alors peu d'incidence sur le nombre de clusters. On peut donc faire une première sélection en ne gardant que les courbes où "*MinPts* \in {2 ; 3}".

Dans un deuxième graphique, on analyse la variation du nombre de clusters en fonction de la distance seuil seulement pour des valeurs de *MinPts* égales à 2 ou 3. Ce graphique montre le cas pour le nuage de points du linéaire 3 et la comparaison des époques 1 et 3 mais cette fois-ci sans l'échelle logarithmique en ordonnée afin de mieux percevoir les variations du nombre de clusters (voir Figure 27).

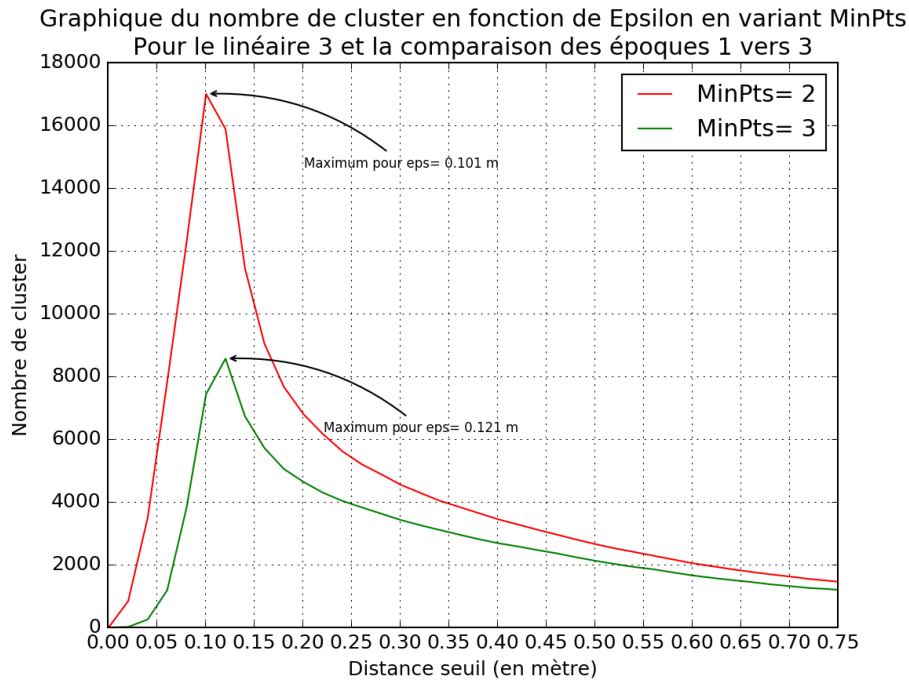


Figure 27 : analyse fine du nombre de clusters créés.

On peut remarquer ici, de façon plus précise, que les deux courbes ont le même comportement et passent par le même maximum pour la distance seuil notée " $\epsilon_{MinPts(max)}$ " (10cm pour "MinPts = 2" et 12cm pour "MinPts = 3"). La valeur $\epsilon_{MinPts(max)}$ pour laquelle on maximise le nombre de clusters créés correspond à une distance seuil où il y a suffisamment de voisins agrégés autour de chaque *core-point* pour qu'on considère cette grappe de points comme étant un cluster à part entière. Par ailleurs, cette distance seuil est assez faible pour ne pas rassembler deux grappes de points ensemble alors qu'elles auraient pu être considérées comme des clusters toutes les deux et donc faire baisser le nombre de clusters total.

Dans le cas où " $\epsilon < \epsilon_{MinPts(max)}$ " on remarque que le nombre de clusters créés augmente très vite. Ceci est dû au fait que la probabilité d'avoir au moins 2 ou 3 points dans un rayon " ϵ " augmente aussi très rapidement. Ce comportement est plus influencé par la densité des nuages de points que par la répartition spatiale des *core-points* avec un changement significatif (voir Figure 28). La Figure 28 montre la répartition des distances au 2^{ème} et 3^{ème} voisin pour un nuage de points issu de la comparaison M3C2. Ce nuage de points représente les *core-points* projetés sur le nuage de l'époque 1 et le nuage de l'époque 3.

On remarque que, pour un rayon de 10 cm et 12 cm (respectivement pour le 2^{ème} et 3^{ème} voisin) on a une probabilité respectivement d'environ 21,7% et 33,5%. La densité de ce nuage de points se rapproche donc de celle du nuage de *core-points* original, sous-échantillonné à une distance de 10 cm (voir III.3.1.c). Donc pour une valeur d'épsilon inférieur à $\epsilon_{MinPts(max)}$ on se retrouve dans un cas où le peu de clusters créés vient de la densité trop faible du nuage de points et non pas à cause de la répartition des points significatifs issus de la comparaison M3C2.

On peut donc dire que pour " $\epsilon < \epsilon_{MinPts(max)}$ " on a un nombre de clusters qui ne comprend pas tous les groupes de points possibles car la densité du nuage est trop faible. Ce qui induit une perte d'informations. Pour s'affranchir de cette contrainte de densité, on peut remarquer que la probabilité d'avoir au moins 2 voisins égale à 95% correspond à un rayon de recherche d'environ 18,4 cm (voir Figure 28). Cette valeur de distance au 2^{ème} voisin à 95% peut être considérée comme étant la borne inférieure des valeurs possibles de " ϵ ".

Graphique de densité du nuage linéaire 3, comparaison des époques 1 et 3
répartition au 2ème et 3ème voisins

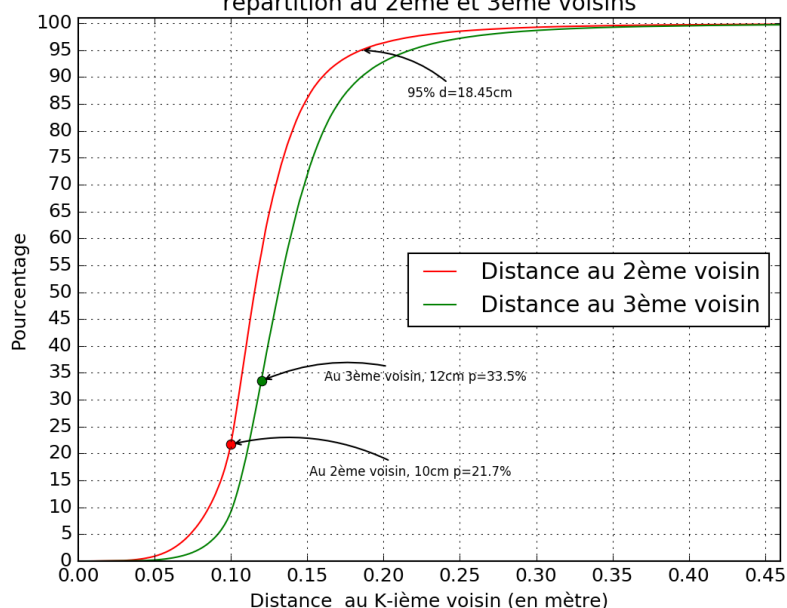


Figure 28 : comparaison de la probabilité selon la distance de recherche pour le nuage de points du linéaire 3 issus de la comparaison M3C2 entre les époques 1 et 3.

On peut avoir cette même réflexion à partir de ce qui a été fait lors de l'opération de comparaison avec l'algorithme M3C2. Car le but n'est pas d'avoir plus ou moins de clusters, il faut avoir des critères de partitionnement de données qui correspondent à la réalité. La distance d'érosion calculée pour chaque *core-point* a été estimée à partir de la différence des médianes des points des deux nuages contenus dans un cylindre de diamètre de Projection Scale. Donc, si un *core-point* est signalé comme significatif, alors il a été estimé en prenant en compte tous les points de ce cylindre de rayon 28 cm.

On peut alors estimer que, si deux *core-points* classés comme significatifs sont distant de plus de 56cm (la valeur de Projection Scale, qui correspond à un diamètre) et qu'il n'y a aucun autre point significatif entre les deux, alors il s'agit soit de deux points isolés (donc du bruit qui devra être supprimé) ou alors de deux clusters indépendants. Ce qui place une borne supérieure pour la valeur de distance seuil à 56 cm.

Enfin, dans le but d'avoir un volume minimum détectable le plus petit possible tout en supprimant les points isolés, la valeur de *MinPts* est fixée à 2.

c) Résultats

Lors de l'opération de regroupement, plusieurs valeurs d'épsilon ont été testées. Le nombre de points minimum a été testé pour une valeur de 2. La distance seuil a été testée pour quatre valeurs : 15 cm, 25 cm, 40cm et 55cm. Le nombre de clusters créés est présenté dans le Tableau 8. Le script Python pour le calcul des clusters est en Annexe 8.

On peut remarquer que les comparaisons entre les nuages des époques 2 et 3 comportent quasiment autant de clusters (voir plus) que la comparaison entre les nuages des époques 1 et 3. Cela vient de la densité des nuages de chaque époque de levé. En effet, comme cela a été décrit dans la partie III.1.1, les levés lidar ne sont pas homogènes en densité. Les nuages de l'époque 1 ont une faible densité par rapport aux nuages de l'époque 2 et 3.

Ces clusters issus de cette opération constituent une première approximation de la forme des blocs érodés car ils sont constitués des *core-points* projetés sur chacun des deux nuages. Pour améliorer cette modélisation, on extrait pour chaque cluster tous les points issus des deux nuages originaux qui sont situés à l'intérieur des clusters ou à proximité. Pour cela, on réalise une zone tampon autour de chaque cluster de 1 cm de largeur et on sélectionne tous les points situés à l'intérieur. Ceci a pour but d'obtenir une forme des blocs qui se rapproche plus de la réalité sans pour autant augmenter de façon trop importante la taille des clusters calculés. Enfin, dans l'objectif d'avoir des informations sur la géométrie des blocs, il faudra réaliser un processus de calcul d'*alphashape* afin de passer d'un groupe de points à un volume fermé représentant le bloc érodé.

Tableau 8 : récapitulatif du nombre de cluster pour les 4 linéaires, selon les paramétrages utilisés et par comparaison des époques.

MinPts	Epsilon (en m)	Nombre de clusters		
		Comparaison époques 1 et 2	Comparaison époques 2 et 3	Comparaison époques 1 et 3
2	0,15	6042	13275	11768
	0,25	4938	9211	7612
	0,40	4017	6560	5478
	0,55	3188	4614	3933

III.3.3. Cubage des cicatrices

a) Processus

Les blocs extraits à l'étape précédente ont permis d'obtenir un ensemble de points formant les blocs érodés que l'on nomme *alphashape*. Un *alphashape* correspond à un ensemble de points qui forme un volume fermé. Ce volume est défini par une triangulation de Delaunay où chaque arête des tétraèdres (pour une triangulation 3D) est comparé à un paramètre R déterminé par la distance euclidienne entre les points (H. Edelsbrunner, D. G. Kirckpatrick et R. Seidel, 1983). Ce volume diffère d'une enveloppe convexe car un *alphashape* peut admettre une ou plusieurs parties concaves afin de mieux se coller aux points. Un *alphashape* essaye de représenter la forme optimale du volume. Il y a pour chaque ensemble de points, une unique enveloppe convexe mais plusieurs *alphashapes* possibles qui dépendent du choix du critère R .

Ces objets géométriques ont été calculés à l'aide d'un script MATLAB (voir Figure 29, et J. Lundgren, 2010). Le critère sur la longueur maximale des arêtes (R) a été fixé à 20 cm car cette distance correspond au rayon au premier voisin à une probabilité d'environ 99% pour les nuages de points (voir Figure 11). A partir de ces *alphashapes*, il sera possible de ressortir des informations sur le volume et la forme de chaque bloc.

La forme des blocs et la disposition des points à l'intérieur est une donnée permettant de savoir si le volume calculé à la forme plutôt d'un objet sphérique ou d'un objet aplati. Lors du filtrage de la falaise (voir III.2.3), l'objectif était de superposer les orthophotos avec les nuages de points pour ne garder que les parties rocheuses. Néanmoins, il peut subsister des endroits où il y a encore de la végétation. Il est donc probable d'avoir dans l'ensemble des blocs calculés, des *alphashapes* correspondant à de la végétation (par exemple des buissons). Pour filtrer cela, il est donc obligatoire d'avoir recours à une analyse de la forme de ces blocs pour identifier les faux positifs.

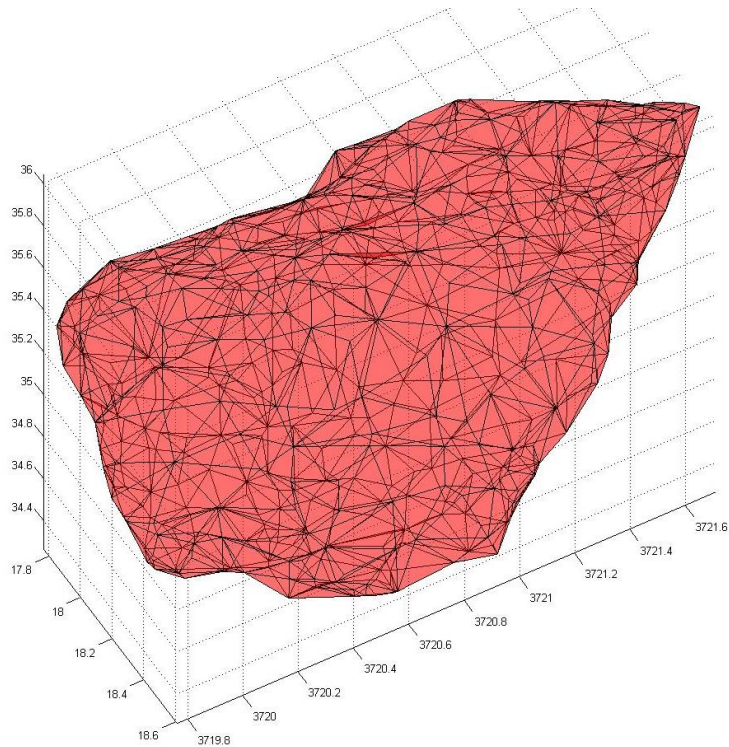


Figure 29 : exemple d'alphashape sur Matlab (d'après la fonction de J. Lundgren, 2010).

b) Filtrage

Le filtrage de la falaise pour ne garder que les parties rocheuses n'est pas parfait, il est donc possible d'avoir des blocs modélisés qui correspondent à des faux positifs.

Pour filtrer les blocs correspondant à de la végétation, le processus est d'analyser la forme des blocs. Pour mettre en place ce processus d'analyse, je me suis appuyé sur l'article de *Brodu et Laque (2012)* sur la classification de nuage de points acquis par lidar. Pour cela, ils analysent notamment la répartition des valeurs propres d'un objet par méthode ACP afin de regarder les ratios p_1 , p_2 et p_3 de chacune des 3 composantes λ_1 , λ_2 , λ_3 principales de cet objet par rapport à leur somme $\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3$ (voir Figure 30).

Si les ratios des 3 composantes sont de même valeur, c'est que l'objet à une forme plutôt sphérique, c'est-à-dire en 3D. De même, si deux composantes ont le même ratio et que la troisième est plus faible (voir qu'elle se rapproche de 0) alors l'objet à une forme plutôt plane, c'est à dire en 2D. Enfin, si on est dans le cas où la première composante est très grande par rapport aux deux autres alors l'objet à une forme linéaire, donc en 1D. Les cicatrices d'érosions peuvent être identifiées avec une forme plutôt plane (*Giuliano, 2015*). En effet, une falaise étant relativement plane et les épaisseurs d'érosion relativement faibles par rapport à la taille des plus grandes cicatrices (en dessous du mètre pour une grande majorité des blocs), on peut dire que les blocs érodés auront une forme en 2D ou bien en 1D lorsque l'épaisseur d'érosion sera très petite devant la longueur d'une cicatrice aplatie.

Donc, les blocs ayant une forme en 3D peuvent vraisemblablement ne pas correspondre à une cicatrice d'érosion. Or, sur un nuage de points, un buisson ou un arbuste apparaissent avec une forme plutôt sphérique dû au rayon laser réfléchi sur les feuilles. On peut donc émettre l'hypothèse que ces blocs ayant une configuration 3D peuvent correspondre à de la végétation et doivent donc être supprimés de la suite du calcul.

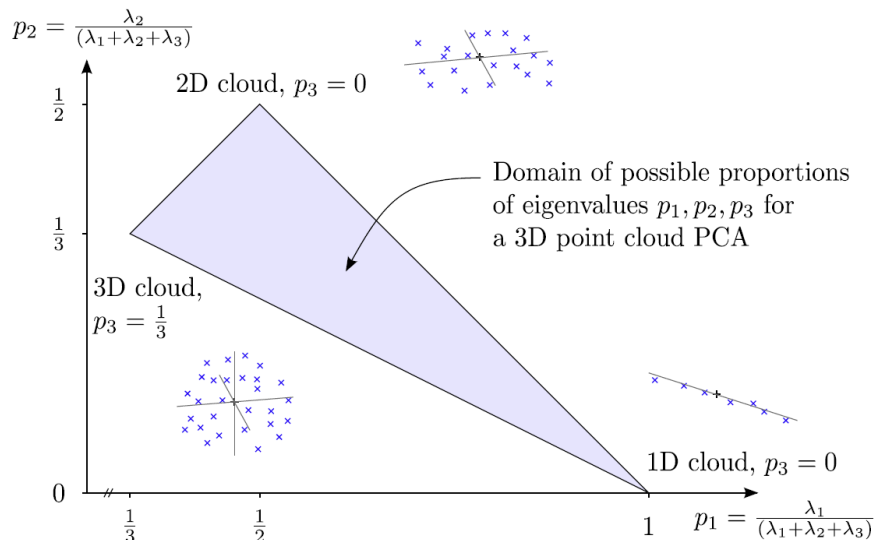


Figure 30 : graphique d'analyse de la forme d'un nuage de points en fonction des ratios de ses 3 composantes principales. D'après Brodu et Lague (2013).

Ce type d'analyse a donc été réalisé à partir des *alphashapes* calculés à la suite de l'étape de classification des points significatifs contigus en cicatrices (voir III.3.2). Le graphique ci-dessous montre les ratios des composantes ACP des blocs des 4 linéaires pour $\epsilon = 0,55$ cm et $\text{MinPts} = 2$ (pour les autres valeurs de ϵ , voir Annexe 3).

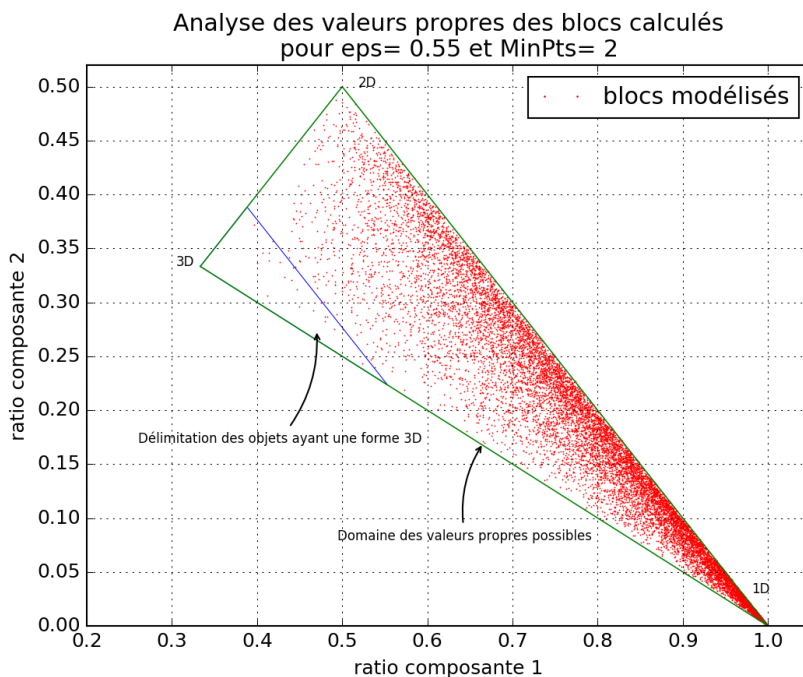


Figure 31 : répartition des ratios des composantes ACP pour les blocs modélisés par classification des points significatifs contigus en cicatrices.

On remarque que la majorité des blocs de points ont une forme aplatie ou bien linéaire (en 2D ou en 1D). Néanmoins, on peut voir quelques points se rapprochant du coin correspondant aux objets 3D.

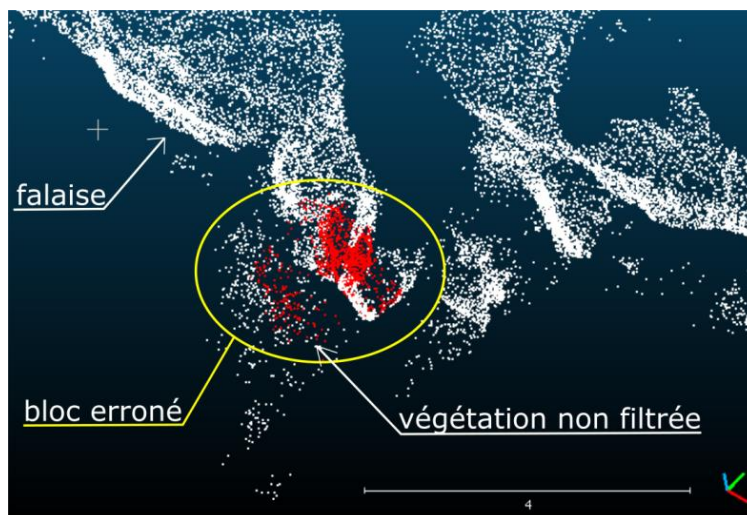


Figure 32 : exemple de bloc modélisé (en rouge) représentant un buisson.

Le filtrage de ces blocs erronés s'est fait à partir du modèle de triangle définissant les valeurs possibles des composantes de chaque objet (voir Figure 30). Un bloc est défini comme étant un faux positif si le ratio de sa 3^{ème} composante principale est supérieur au 67% de sa valeur maximale possible (qui correspond à 1/3). Ce seuil a été fixé après observation de plusieurs blocs identifiés comme des faux positifs et après analyse des ratios de leurs valeurs propres (voir Figure 32). Ce seuil est défini par la limite bleue sur le graphique de la Figure 31. Ce filtrage correspond à la sélection de 171 blocs non-conformes. Ces blocs sont donc supprimés du reste du calcul et ne sont pas pris en compte pour l'analyse des résultats.

c) Résultats

Une fois le filtrage selon la forme des blocs effectué, les *alphashapes* peuvent être analysées dans le but de connaître notamment le volume total érodé et la relation de volume/fréquence d'occurrence. Le récapitulatif des événements détecté et modélisé est présenté dans le tableau suivant :

Tableau 9: récapitulatif du nombre de clusters après filtrage ACP (les différences sont affichées entre parenthèses).

MinPts	Epsilon (en m)	Nombre de clusters		
		Comparaison époques 1 et 2	Comparaison époques 2 et 3	Comparaison époques 1 et 3
2	0,15	6026 (-16)	13251 (-24)	11731 (-37)
	0,25	4931 (-7)	9192 (-19)	7597 (-15)
	0,40	4012 (-5)	6541 (-19)	5469 (-9)
	0,55	3182 (-6)	4608 (-6)	3925 (-8)

IV. Analyse des résultats

Le traitement des données mis en place pour l'étude des 3,5 km de falaise à Carry-le-Rouet a permis d'obtenir un catalogue des cicatrices qui se sont créées durant la période Février 2011 – Juillet 2012. Les comparaisons de nuage à nuage ont été paramétrées dans le but de pouvoir estimer dans un premier temps la relation volume/fréquence puis dans un second temps le taux d'érosion annuel sur cette falaise.

IV.1. Relation volume/fréquence d'occurrence

IV.1.1. Définition

La relation volume/fréquence d'occurrence définit dans l'article de *Dussauge-Peisser et al., (2002)* modélise la probabilité de retour d'un événement selon son volume (voir Figure 1). Cette relation est estimée par une loi puissance selon l'Équation 1. Il existe différentes méthodes pour définir la fréquence d'occurrence, qui auront un impact sur les paramètres de la loi puissance estimée.

Par exemple, on peut utiliser une fonction de densité de probabilité (en anglais, PDF). Ce mode de calcul passe par la construction de plusieurs classes de volume auxquels on rattache un nombre d'occurrence. Une deuxième méthode, qui sera utilisé dans cette étude, consiste à passer par une fonction de distribution cumulative complémentaire (FDCC ou CCDF en anglais). Cette fonction de distribution représente les fréquences d'occurrence cumulées rapportées à l'année et par kilomètre linéaire de falaise. C'est-à-dire qu'on associe à chaque volume la fréquence cumulée des volumes supérieurs en multipliant les résultats par un facteur de passage à l'année et en divisant par le nombre de kilomètre linéaire de falaise. La loi puissance qui sera estimée par cette méthode est caractérisée par deux paramètres :

- un facteur a , qui correspond au nombre de blocs attendu sur une année pour 1 km linéaire de falaise et qui ont un volume supérieur ou égal à 1 m^3 ;
- un exposant b , 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.

Afin de calculer cette relation, je me suis appuyé sur la méthode décrite dans l'article de *Rohmer et Dewez (2013)*. Les auteurs décrivent une méthode d'estimation de la relation volume/fréquence d'occurrence en utilisant une fonction de distribution cumulative complémentaire en fréquence (FDCC). Cette méthode de calcul permet de réaliser un ajustement par une loi puissance (voir Figure 7 et *Strunden et al., 2015*).

A partir de cet ensemble de point, il est possible de réaliser une régression en loi puissance. Néanmoins, on peut remarquer sur la Figure 35 que la distribution des fréquences cumulées en fonction du volume n'est pas parfaitement linéaire pour un graphique en échelle logarithmique. On observe un « décrochage » sur les petits volumes ainsi que sur les gros volumes. Ce phénomène a été décrit dans l'article *Stark et Hovius, (2001)*. Les auteurs expliquent ce phénomène par un effet de sous-comptage aux deux extrémités de la relation volume/fréquence. L'inflexion sur les petits volumes décrit un sous-comptage qui s'explique par le fait que les méthodes d'acquisition et de traitement des données ne permettent pas d'obtenir un catalogue exhaustif des petites cicatrices. Par ailleurs, l'inflexion sur les gros volumes correspond à un sous-comptage qui s'explique par le fait que les plus importantes cicatrices ne se sont pas créées durant la période d'observation (car ces événements sont plus rares).

Ce phénomène de sous-comptage a pour conséquence de perturber l'ajustement de la loi puissance. Dans l'article de *Rohmer et Demez (2013)*, les auteurs développent une méthode de calcul de la loi puissance par sélection des fréquences cumulées selon un volume minimum. Cette méthode permet de ne pas prendre en compte les points faisant partis de l'inflexion pour les petites cicatrices.

Pour estimer ce volume minimum, l'article *Rohmer et Demez (2013)* recommande d'analyser la distribution des valeurs de l'exposant b en fonction du volume minimum utilisé pour la régression en loi puissance (voir Annexe 4 et Figure 33).

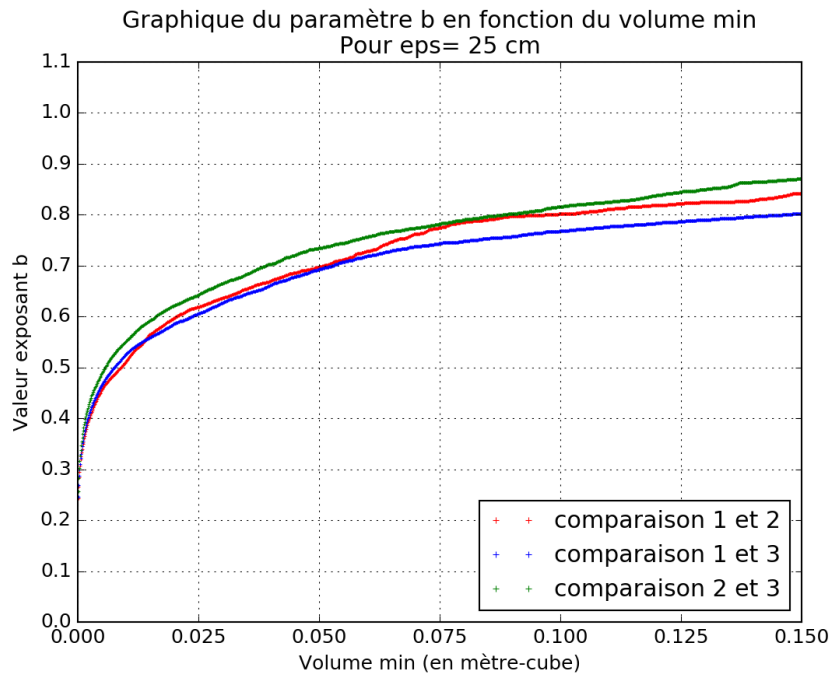


Figure 33 : analyse des valeurs de l'exposant b de la loi puissance en fonction du volume minimum utilisé pour l'ajustement et selon les comparaisons inter-époques.

Dans l'exemple de la Figure 33 on peut remarquer un palier à partir d'un certain volume (entre 0.015 m^3 et 0.075 m^3). Ce palier qui se définit par une diminution du taux d'accroissement, peut être visualisé plus nettement sur d'autres valeurs de ϵ (voir Annexe 4). Pour fixer ce palier, une analyse de la dérivée première du graphique de la Figure 33 est réalisée (voir Figure 34).

Ce volume minimum doit être le plus petit possible afin de réaliser un calcul d'ajustement de la loi puissance le plus robuste possible en prenant un maximum de points. D'après les graphiques des dérivées premières (voir Annexe 4 et Figure 34), le volume minimum pour le calcul de la régression en loi puissance a été fixé à 0.025 m^3 .

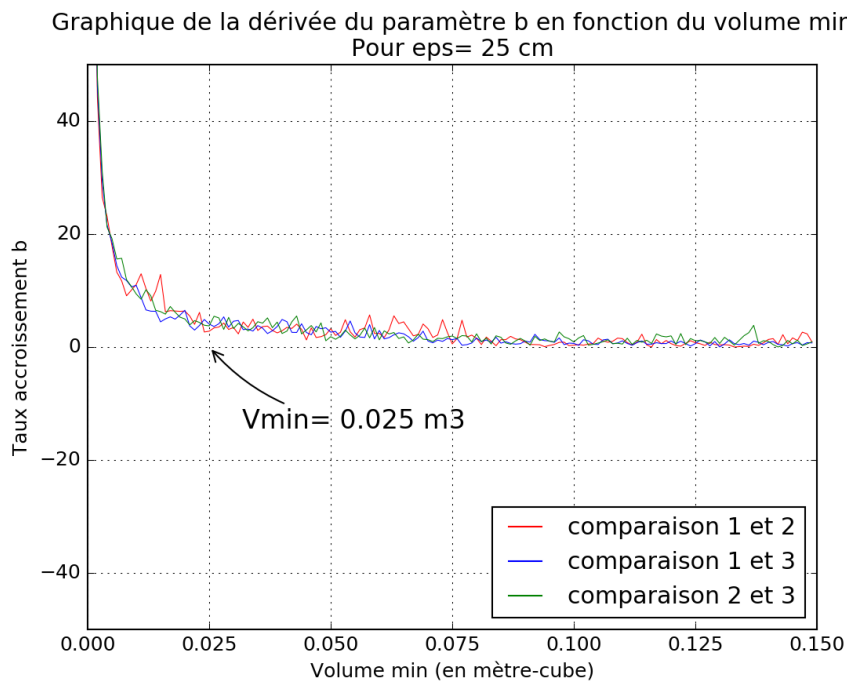


Figure 34 : analyse du taux d'accroissement de l'exposant b en fonction du volume minimum utilisé et selon les comparaisons inter-époques.

IV.1.2. Résultats

A partir de ces considérations méthodologiques, le calcul de la loi puissance a pu être effectué sur les volumes des 4 linéaires selon chaque comparaison inter-époques (voir Figure 35). La régression en loi puissance a été réalisée à l'aide d'un script Python (voir Annexe 9). Ce calcul s'appuie notamment sur la fonction *curve_fit()* de la bibliothèque *Scipy.optimize*. Cette fonction permet de réaliser un calcul d'ajustement de fonction paramétrée (voir Équation 1) par rapport à des données. De plus, la fonction *curve_fit()* permet de donner les écarts-types sur les paramètres estimés. L'ensemble des paramètres estimés est présenté dans le Tableau 10. Les écarts-types associés sont présentés dans un tableau en Annexe 6. L'ensemble des graphiques des 3 comparaisons inter-époques et pour chaque valeur de ϵ est présenté à l'Annexe 5.

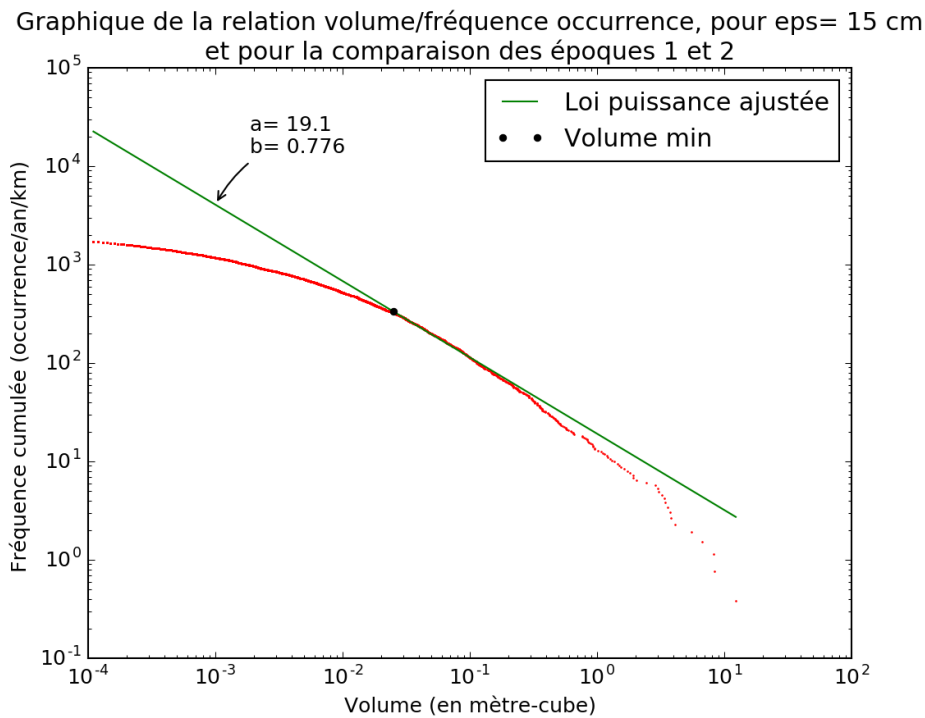


Figure 35 : relation volume/fréquence modélisée par une loi puissance selon un volume minimum.

Tableau 10 : récapitulatif des paramètres (a et b) de la loi puissance estimés dans le cas d'une relation volume/fréquence cumulée.

MinPts	Epsilon (en m)	Paramètres loi puissance									
		Comparaison époques 1 et 2		Comparaison époques 2 et 3		Comparaison époques 1 et 3		Moyenne		Ecart-type moyen	
		a	b	a	b	a	b	a	b	a	b
2	0,15	19,1	0,776	30,7	0,753	16,2	0,756	22,0	0,7617	0,1	0,002
	0,25	46,6	0,619	63,2	0,642	34,7	0,606	48,2	0,6223	0,3	0,002
	0,40	68,5	0,544	94,7	0,549	49,9	0,523	71,0	0,5387	0,4	0,002
	0,55	83,2	0,484	111,0	0,476	54,7	0,454	83,0	0,4713	0,5	0,002

D'après le Tableau 10, on remarque que le facteur a de la loi puissance augmente avec ϵ tandis que l'exposant b lui, diminue. Cette tendance s'explique par le fait que lorsque ϵ est petit, le nombre de petit bloc (inférieur à 1 m^3) va augmenter fortement car on regroupe les *core-points* proches entre eux (voir III.1.2). Or, un nombre important de blocs ayant un petit volume (inférieur à 1 m^3) va augmenter la valeur du paramètre b car on accentue la différence de probabilité entre les petites et les grosses cicatrices. De plus, un nombre important de petits blocs, va faire diminuer la valeur de a car le facteur a décrit le nombre de cicatrices supérieures ou égales à 1 m^3 qui sont créées sur 1 an.

De la même manière, lorsque ϵ est grand, le nombre de gros bloc (supérieur à 1 m^3) va augmenter car on regroupe les *core-points* pouvant être éloignés entre eux. En reprenant le même raisonnement, on peut dire que le nombre de cicatrices ayant un volume important (supérieur à 1 m^3) va faire diminuer la valeur de l'exposant b car cette fois, on atténue la différence de probabilité entre les petites et les grosses cicatrices. A partir de la définition du facteur a , on peut dire de façon trivial qu'un grand nombre de grosses cicatrices fera augmenter la valeur du paramètre a .

IV.2. Taux d'érosion

Les *alphashapes* calculés dans le III.3.3 ont permis d'obtenir un catalogue des cicatrices détectées par la comparaison des 3 époques de levés lidar. Pour chaque bloc modélisé, son volume associé est calculé par triangulation de Delaunay (voir III.3.3.a).

Le taux d'érosion correspond au total des volumes érodés sur une période donnée divisé par la surface de la falaise étudiée. Le taux d'érosion annuel correspond à cette division rapportée à une année (voir script Python à l'Annexe 10). 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. Ce taux décrit un recul moyen de la falaise par an. 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.

Pour arriver à ce résultat, les volumes de tous les blocs modélisés sur les 4 linéaires sont ajoutés pour chaque comparaison effectuée. Ce volume total est ensuite divisé par la surface d'étude, c'est-à-dire la surface issue du filtrage des parties rocheuses qui correspond à environ 23000 m^2 (voir III.2.3). Le Tableau 11 suivant, montre les résultats obtenus :

Tableau 11 : récapitulatif des taux d'érosion annuel en fonction de la période de comparaison et selon epsilon.

MinPts	Epsilon (en m)	Taux d'érosion annuel (en cm)			
		Comparaison époques 1 et 2	Comparaison époques 2 et 3	Comparaison époques 1 et 3	Moyenne
2	0,15	1,28	1,67	1,01	1,32
	0,25	2,44	3,19	1,85	2,49
	0,40	3,67	4,81	2,66	3,71
	0,55	5,15	6,66	3,29	5,03

On peut remarquer tout d'abord que selon les comparaisons effectuées, les taux d'érosion annuel obtenus ne sont pas identiques. Il y a eu beaucoup plus d'érosion entre Novembre 2011 et Juillet 2012 (lié aux tempêtes hivernales et aux périodes de gel/dégel du printemps). Mais, on devrait avoir un taux d'érosion annuel pour la période Février 2011 et Juillet 2012 égal (ou relativement proche) de la moyenne des deux autres taux. Or, pour la comparaison des époques 1 et 3, le taux calculé est bien inférieur aux deux autres. Ces différences de taux d'érosion entre périodes de comparaison peuvent s'expliquer par la densité des nuages de points. Car, les nuages de points des différentes époques de levés lidar ne sont pas homogènes entre eux et n'ont pas la même densité (voir III.1.1).

Dans les travaux de thèse de *J. Giuliano (2015)*, la méthode raster de comparaison de nuage à nuage en passant par une grille 2.5D a permis de trouver un taux d'érosion annuel moyen d'environ 1,1 cm/an. On remarque que ce taux est inférieur à ce qui a été calculé ici (voir Tableau 11). En effet, il y a des différences qui peuvent aller jusqu'à un facteur 5 lorsque $\varepsilon = 55 \text{ cm}$.

En sachant qu'un taux d'érosion est principalement influencé par les gros événements, il est probable que certains des blocs ayant les plus importants volumes peuvent ne pas correspondre à la réalité. Il est possible que malgré les dispositifs mis en place pour lutter contre cela (filtrage des parties rocheuses dans la partie III.2.3, calcul de la distance d'érosion par la position médiane dans la partie III.3.1, identification des faux positifs par ACP dans la partie III.3.3) il persiste des faux positifs qui sont plus difficile à identifier.

Parmi les blocs modélisés ayant les volumes les plus importants, on retrouve les blocs estimés par *M. Prémaillon (2014)* à l'aide d'une méthode raster qui faisait ressortir des trous dans les grilles 2.5D (voir Figure 3). Ces cicatrices d'une taille relativement importante (entre 7 m^3 et 10 m^3 selon les modélisations) sont issues du linéaire 4 et sont tombés entre Février 2011 et Novembre 2011. La méthode en mode vecteur utilisée ici permet une meilleure modélisation de leurs formes qui ne contient plus de trous (voir Figure 36).

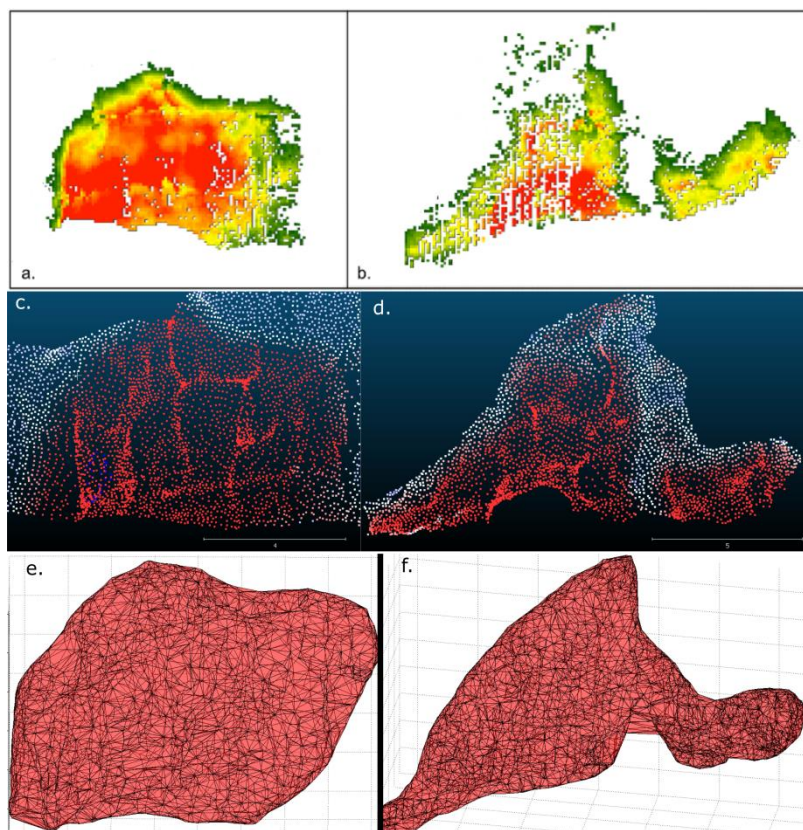


Figure 36 : comparaison des cicatrices modélisées obtenus par une méthode raster (a. et b.) et par une méthode vecteur (c. et d.). Représentation de leur alphashapes respectifs (e. et f.) Pour c. et d. les points affichés en rouge décrivent une distance d'érosion.

De plus, d'après le Tableau 11, on remarque que les taux d'érosion augmentent fortement avec la valeur " ε ". Cette augmentation est relativement constante avec environ un facteur 4 entre les taux d'érosion pour $\varepsilon = 15 \text{ cm}$ et pour $\varepsilon = 55 \text{ cm}$. Cela montre la réelle influence de " ε " sur le taux d'érosion calculé. Lorsque " ε " est petit, l'algorithme DBSCAN aura tendance à regrouper des *core-points* proche entre eux pour former beaucoup de petits volumes. Tandis qu'avec " ε " grand, DBSCAN aura tendance à regrouper des *core-points* plus éloignés qui formeront donc de plus grand volume.

Les fortes variations du taux d'érosion annuel selon les paramètres de classification montrent que la différence avec le taux d'érosion estimé par *J. Giuliano* est essentiellement attribuable au processus de classification des points significatifs contigus en cicatrices (c'est-à-dire la clusterisation). On peut donc estimer que cette étape de regroupement des points significatifs a besoin d'être optimisée.

V. Perspectives et conclusion

La méthode de comparaison diachronique des nuages de points lidar mise en place durant cette étude permet d'obtenir un catalogue précis des chutes de blocs qui se sont produits durant la période de suivi topographique de la falaise de Carry-le-Rouet. De plus, le processus de déroulé/enroulé géométrique permet d'avoir une cartographie des zones de départ tout en réalisant une comparaison de nuage à nuage de qualité. L'enjeu de ce projet était de concevoir une chaîne de traitements qui puisse modéliser la forme des blocs érodés dans le but de caractériser l'érosion de cette falaise et de rendre plus précise l'étude des mécanismes d'érosion.

Toutefois, les résultats obtenus peuvent encore faire l'objet d'améliorations. Le processus de comparaison de nuage à nuage donne des résultats plutôt concluants par rapport à la qualité des données lidar. Néanmoins, pour améliorer cette comparaison, un suivi topographique plus dense, sur le long terme et avec une fréquence temporelle plus élevée peut être mis en place (Rosser *et al.*, 2017). Ensuite, la méthode de classification des points significatifs contigus en cicatrices peut être elle aussi améliorée. L'algorithme DBSCAN utilisé pour cette phase ne répond pas totalement à nos attentes. Les critères de cet algorithme (*MinPts* et ϵ) ne suffisent pas à modéliser des blocs de façon précise. La réflexion durant cette fin de projet au BRGM portera sur la possibilité d'ajout de critères plus sélectif pour le regroupement de points significatifs qui correspondent à la densité locale des nuages de points. L'objectif est de s'affranchir du choix subjectif de ϵ en utilisant notamment les liens entre points par une triangulation de Delaunay.

De plus, l'étape de passage des groupes de *core-points* aux points des nuages originaux doit aussi être repensée. Une amélioration de la méthodologie devra contenir une sélection plus approprié des points en se basant sur un buffer plus grand autour de chaque *core-point* (de la taille de la *Projection Scale*). A partir de cet ensemble de points, une nouvelle comparaison de nuage à nuage sera effectuée pour ne garder que les points significatifs issus de celle-ci.

Enfin, la méthode d'estimation des points d'inflexion pour l'ajustement de la loi puissance doit être perfectionnée afin d'avoir une estimation de la relation volume/fréquence plus robuste.

En conclusion, ce projet de fin d'études portant sur des thématiques actuelles a montré la possibilité de modéliser des blocs érodés à partir d'une méthode de comparaison diachronique en mode vecteur de données lidar. Durant ce projet, il a fallu réfléchir sur les solutions à apporter aux problèmes rencontrés. Il a fallu réfléchir sur les processus d'analyse mis en place pour optimiser les paramètres de chaque algorithme utilisé. Les résultats obtenus montrent que la chaîne de traitements permet d'avoir un catalogue de cicatrices précis et plutôt représentatif de la réalité même si des améliorations sont encore possibles. L'étude des chutes de blocs par des levés lidar est encore à ces débuts avec des acquisitions de données qui ne sont pas parfaitement établies et robustes. L'analyse spatiale de ces données lidar est encore à la phase d'expérimentation où l'ingénieur géomètre-topographe a un rôle important à jouer.

Cette chaîne de traitements mise en place a été étudiée à partir des travaux de *Giuliano (2015)* et développée ensuite pour donner un outil de modélisation des blocs érodés qui puisse être réalisé de façon semi-automatique à l'aide de scripts Python. Cet outil a montré qu'il pouvait améliorer l'étude des chutes de blocs en donnant un catalogue de cicatrices en 3D. Même si des améliorations sont possibles et sont déjà en cours, cette chaîne de traitements invite à de belles perspectives d'évolutions pour la compréhension de l'aléa chute de blocs.

Références bibliographiques

Abellán, A., Calvet, J., Vilaplana, J.M., Blanchard, J., 2010. Detection and spatial prediction of rockfalls by means of terrestrial laser scanner monitoring. *Geomorphology* 119, 162-171.

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.

Dewez, T. J. B., Rohmer, J., Closset, L., 2007. Laser survey and mechanical modeling of chalky sea cliff collapse in Normandy, France, in: Mc Innes, R., Jakeways, J., Fairbanks, H. and Mathie, E. (Eds.), *Proceedings of Landslides and Climate Change, Challenges and Solutions (Isle of Wight, England)*, 281-288.

Dewez, T. J. B., Rohmer, J., Regard, V., Cnudde, C., 2013. Probabilistic coastal cliff collapse hazard from repeated terrestrial laser surveys: case study from Mesnil Val (Normandy, northern France), in Conley, D., Masselink, G., Russel, P., O'Hare, T.(Eds.), *Proceedings 12th International Coastal Symposium (Plymouth, England)*, *Journal of Coastal Research. Special Issue* 65, 702-707.

Dewez, T., Gebrayel, D., Lhomme, D., Robin, Y., 2009. Quantifying morphological changes of sandy coasts by photogrammetry and cliff coasts by lasergrammetry. *La Houille Blanche*, 1, 32-37.

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.

Edelsbrunner, H., Kirckpatrick, D. G., Seidel, R., 1983, On the shape of a set of points in the plane, *IEEE Trans. Inform. Theory* IT-29, p. 551-559.

Emery, K., Kuhn, G., 1982. Sea cliffs: their processes, profiles, and classifications. *Geol. Soc. Am.* 93, 644-654.

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, 416p.

Kromer, R. A., Abellan, A., Hutchinson, D. J., Lato, M., Edwards, T., Jaboyedoff, M., 2015. A 4D Filtering and Calibration Technique for Small-Scale Point Cloud Change Detection with a Terrestrial Laser Scanner. *Remote Sensing* 7, 13029-13052.

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.

Mitchell, T., Suarez, G., Chazaly, B., 2013, Evaluation of coastal vulnerability with mobile laser scanning from a vessel. *IEEE, Conference Oceans SanDiego 2013*.

Olsen, M. J., Wartman, J., McAlister, M., Mahmoudabadi, H., O'Banion, M., Dunhan, L., Cunningham, K., 2015. To Fill or Not to Fill : Sensitivity Analysis of the Influence of Resolution and Hole Filling on Point Cloud Surface Modeling and Individual Rockfall Event Detection. *Remote Sensing*, 7, 12103-12134.

Prémaillon, M., 2014. Mesure pluri-mensuelle des falaises côtières de Carry-le-Rouet (Bouches-du-Rhône) à partir des levés au laser mobile monté sur bateau. Rapport de stage de fin d'étude, Ecole Nationale supérieure de Géologie, Université de Lorraine, 53p.

Picarelli, L., Oboni, F., Evans, S.G., Mostyn, G., Fell, R., 2005, Hazard characterization and quantification, *Landslide Risk Management*.

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.

Rosser, N.J, Lim, N., Petley, D.N., Dunning, S., Allison, R.J., 2007. Patterns of precursory rockfall prior to slope failure. *Journal of Geophysical Research* 112, F04014.

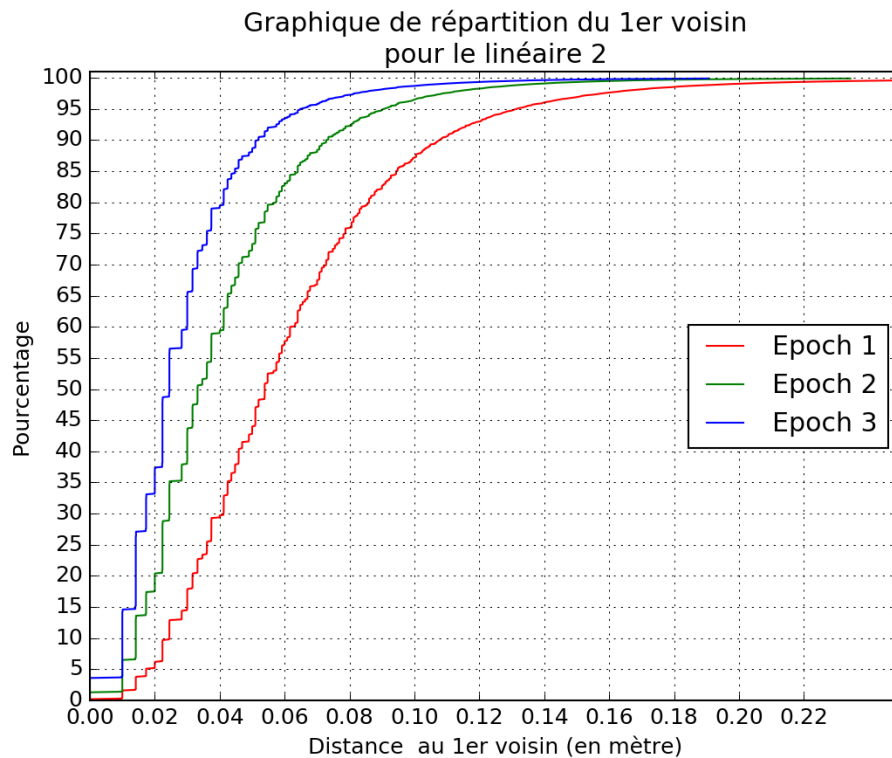
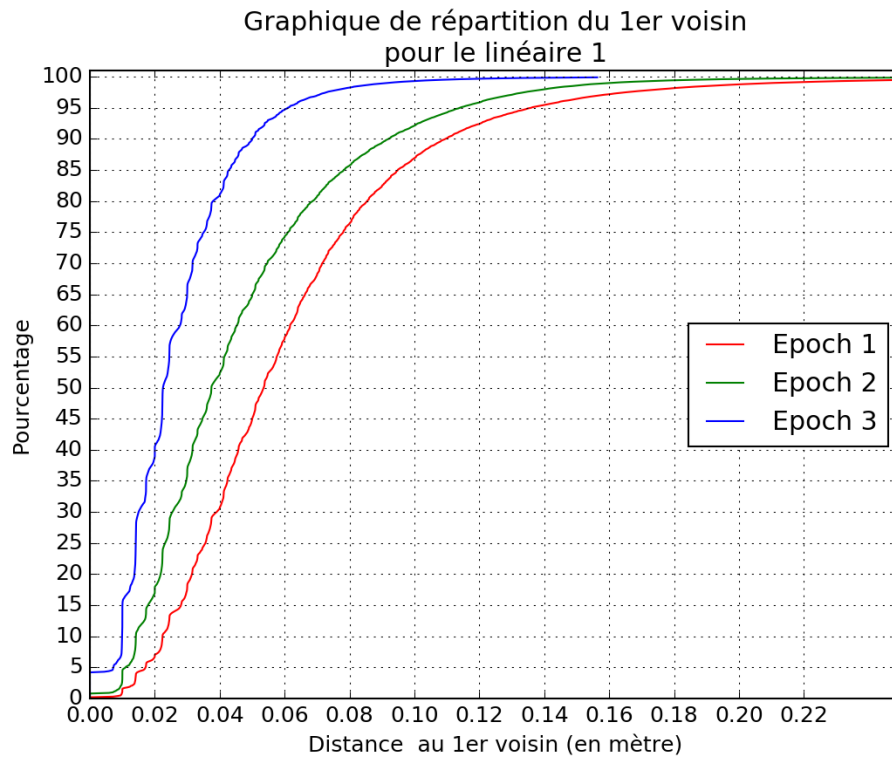
Rosser, N., Williams, J., Hardy, R., Brain, M., 2017, Insights from high frequency monitoring of coastal cliff erosion. 19th EGU General Assembly, EGU2017, proceedings from the conference held 23-28 April, 2017 in Vienna, Austria., p.4749

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

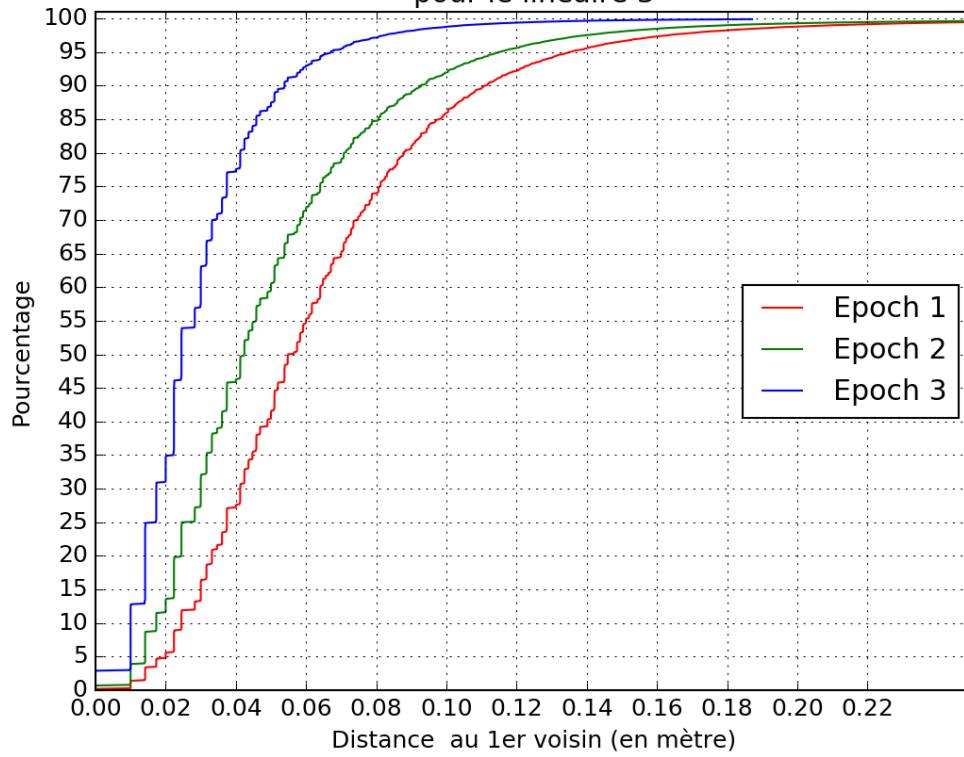
Table des annexes

Annexe 1 : graphiques des densités au 1 ^{er} voisin pour chaque linéaire selon les époques de levés lidar.....	59
Annexe 2 : analyse de la rugosité pour l'optimisation de la Normal Scale	61
Annexe 3 : étude de la répartition des ratios des composantes principales	63
Annexe 4 : analyse de la répartition de l'exposant b en fonction du volume minimum et étude de sa dérivée	64
Annexe 5 : représentation des relations volume/fréquence et ajustement par une loi puissance .	66
Annexe 6 : Tableaux des paramètres de la loi puissance ajustée et les écarts-types.....	68
Annexe 7 : script Python pour le déroulé géométrique	69
Annexe 8 : script Python pour la classification des points significatifs contigus en cicatrices.....	71
Annexe 9 : script Python pour l'ajustement de la loi puissance sur la relation volume/fréquence .	72
Annexe 10 : script Python pour le calcul du taux d'érosion	73

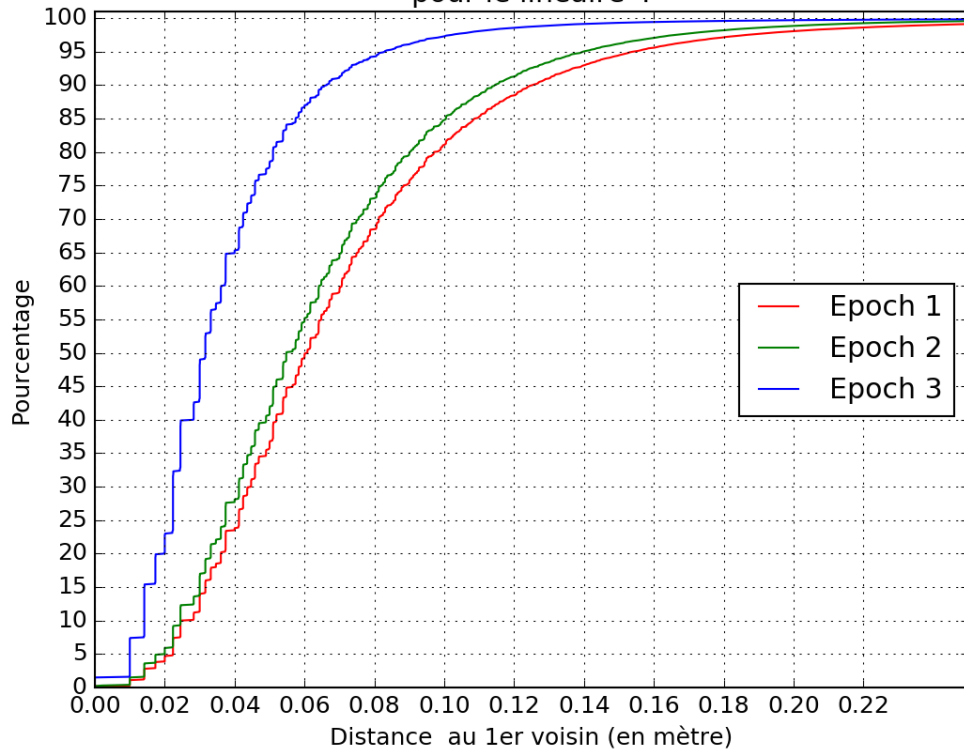
Annexe 1 : graphiques des densités au 1^{er} voisin pour chaque linéaire selon les époques de levés lidar



Graphique de répartition du 1er voisin
pour le linéaire 3

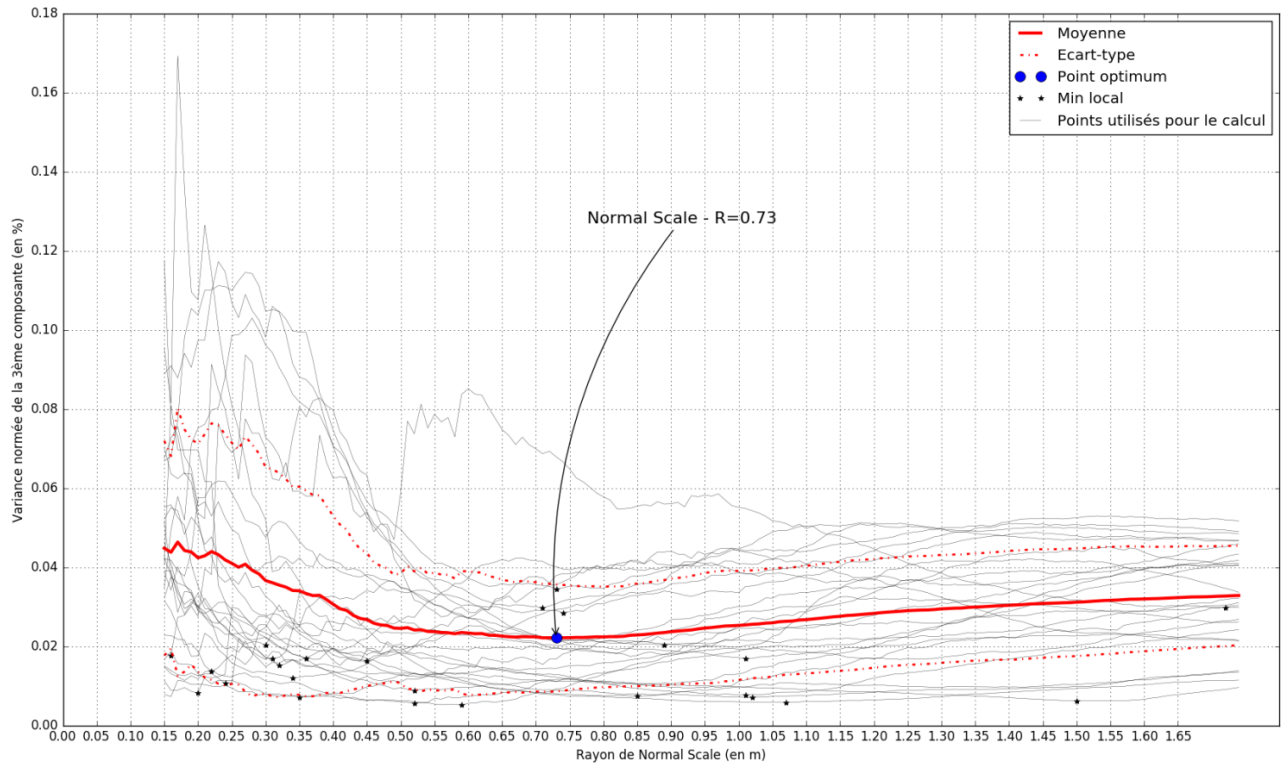


Graphique de répartition du 1er voisin
pour le linéaire 4

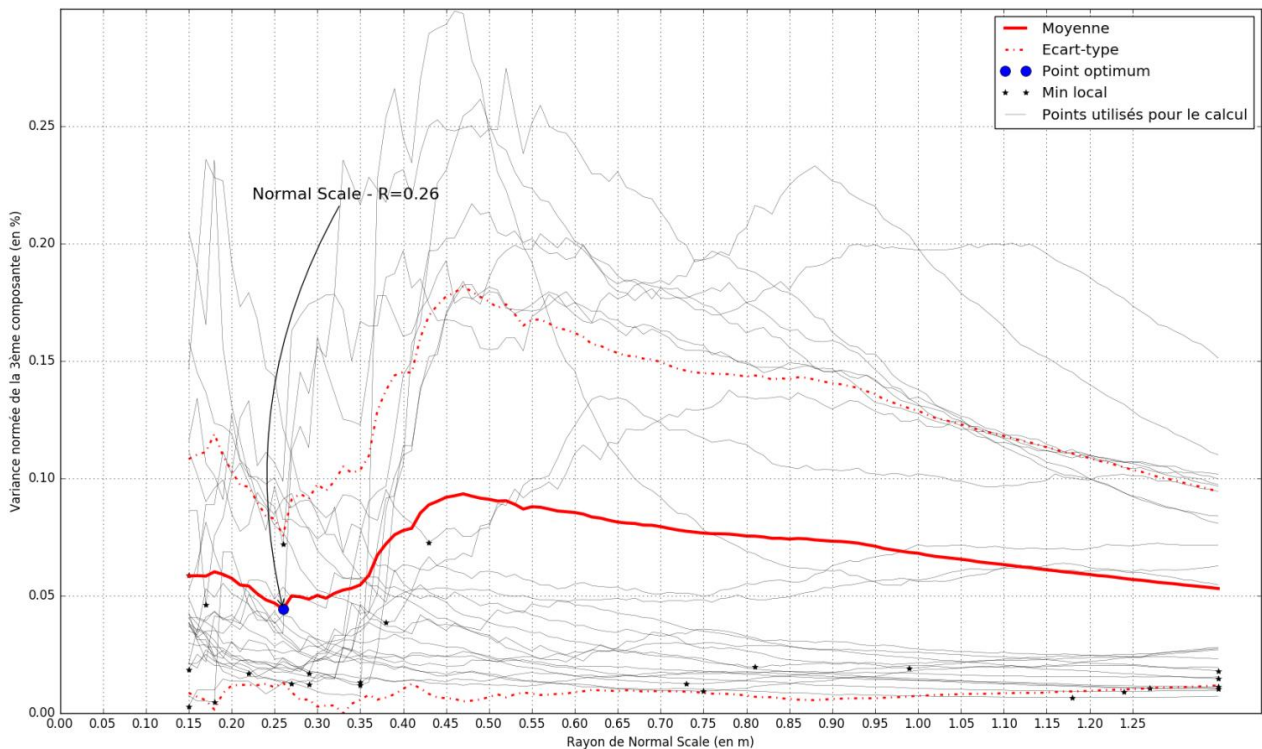


Annexe 2 : analyse de la rugosité pour l'optimisation de la Normal Scale

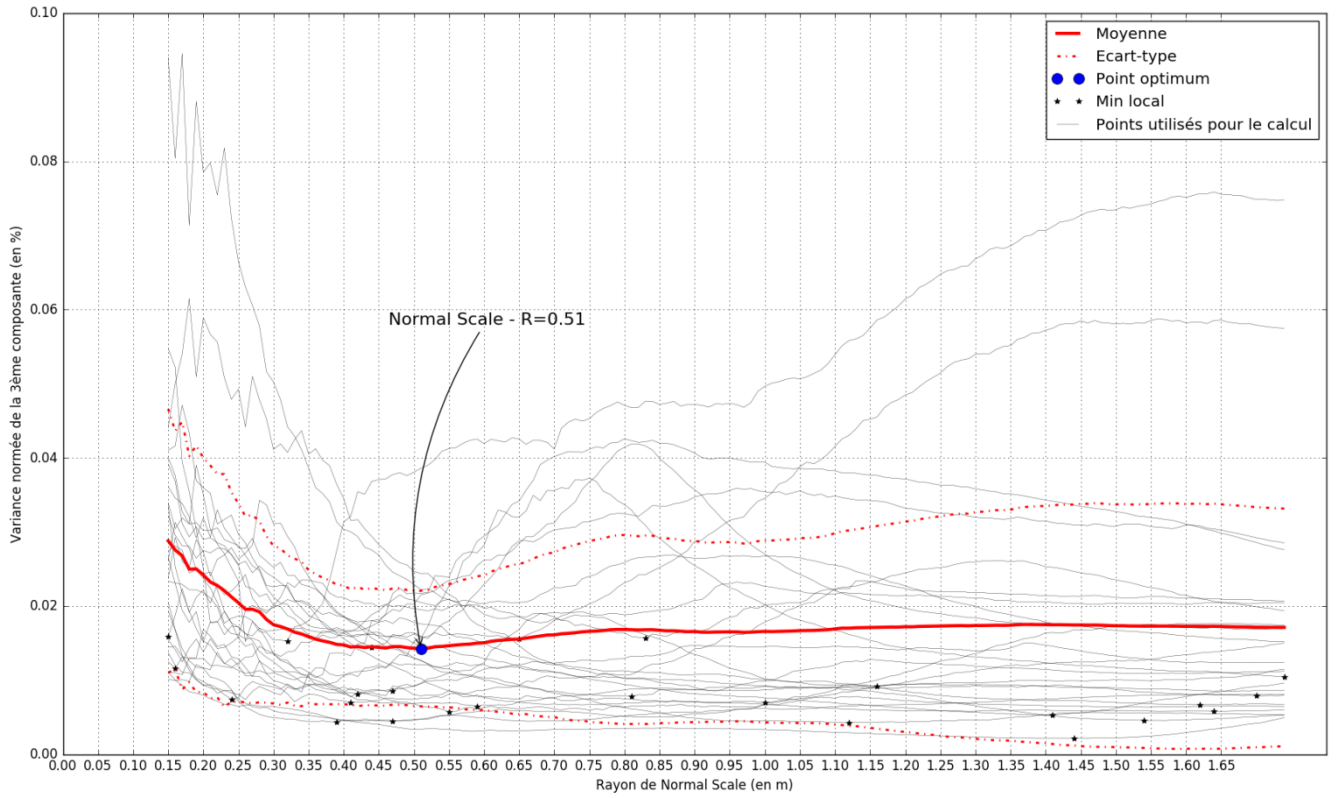
Analyse en composante principale selon le rayon de recherche
Zone de calcarénite sur L1



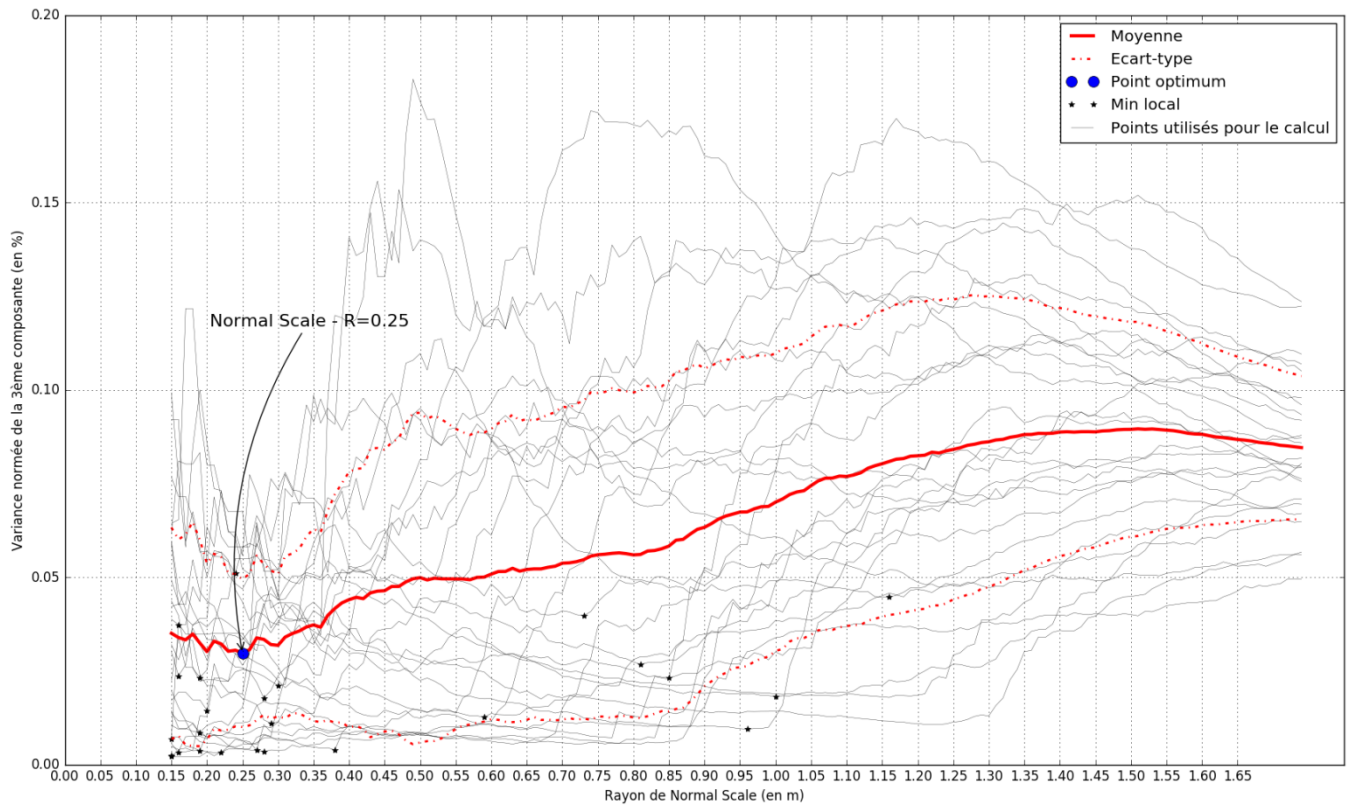
Analyse en composante principale selon le rayon de recherche
Zone marno-sableuse sur L2



Analyse en composante principale selon le rayon de recherche
Zone de conglomérat sur L3

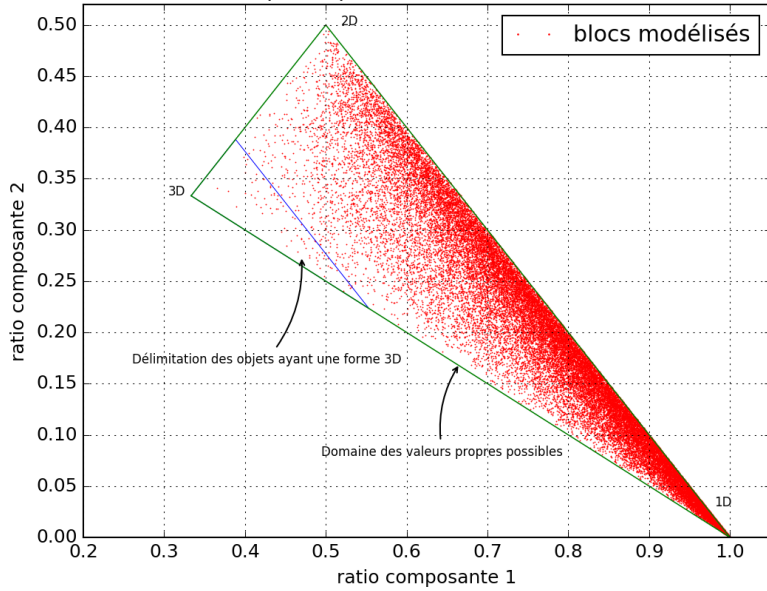


Analyse en composante principale selon le rayon de recherche
Zone de conglomérat sur L4

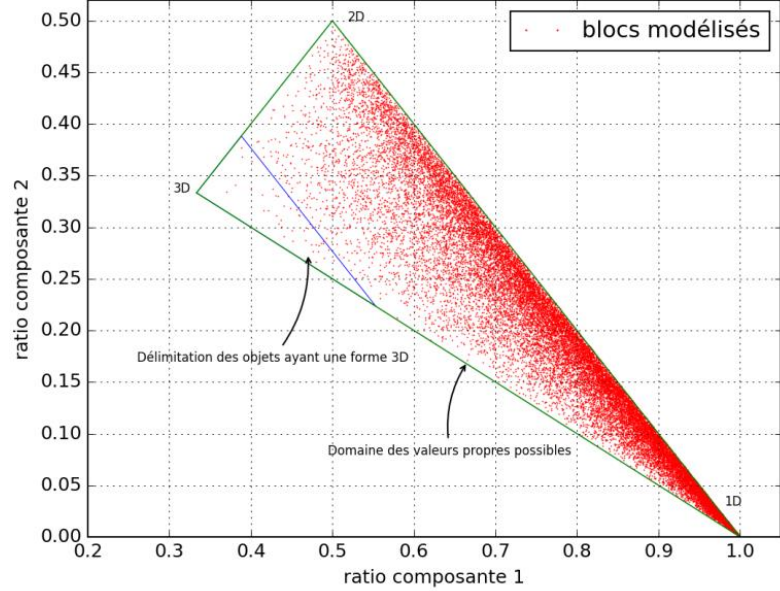


Annexe 3 : étude de la répartition des ratios des composantes principales

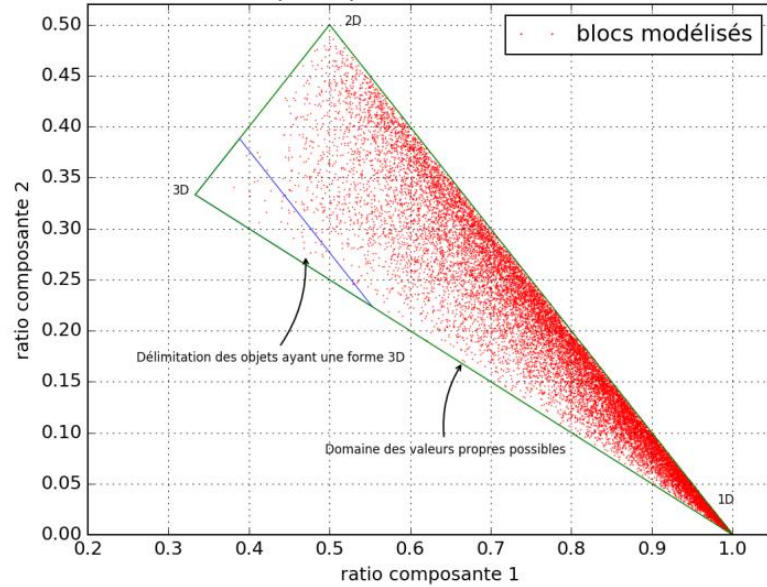
Analyse des valeurs propres des blocs calculés pour $\text{eps}= 0.15$ et $\text{MinPts}= 2$



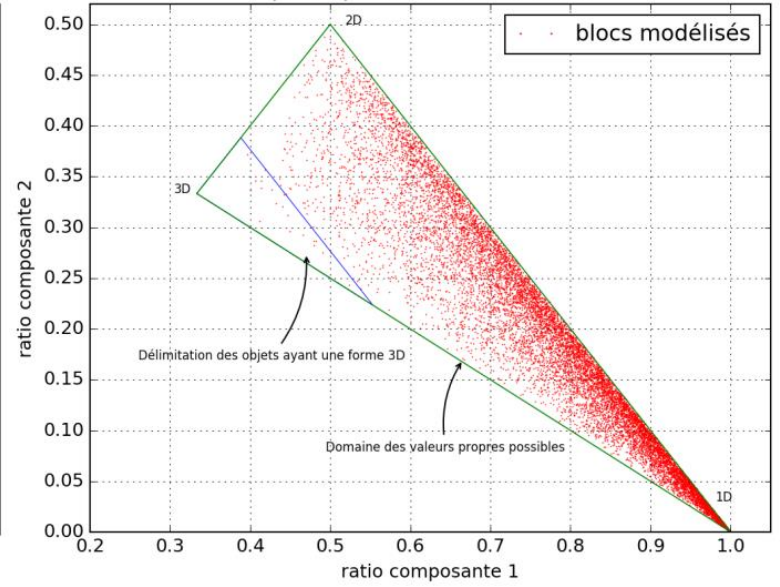
Analyse des valeurs propres des blocs calculés pour $\text{eps}= 0.25$ et $\text{MinPts}= 2$



Analyse des valeurs propres des blocs calculés pour $\text{eps}= 0.4$ et $\text{MinPts}= 2$

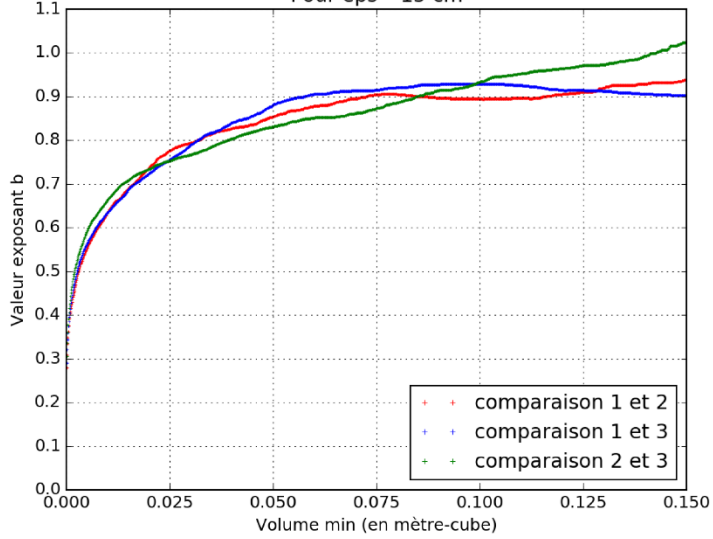


Analyse des valeurs propres des blocs calculés pour $\text{eps}= 0.55$ et $\text{MinPts}= 2$

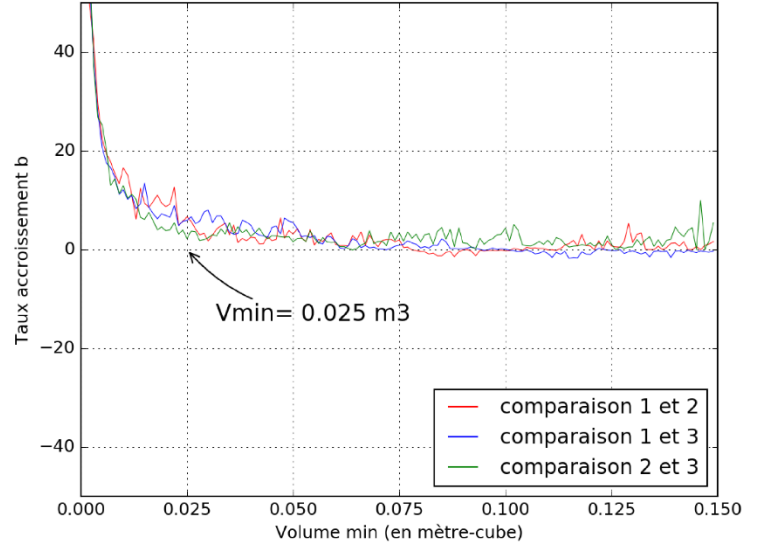


Annexe 4 : analyse de la répartition de l'exposant b en fonction du volume minimum et étude de sa dérivée

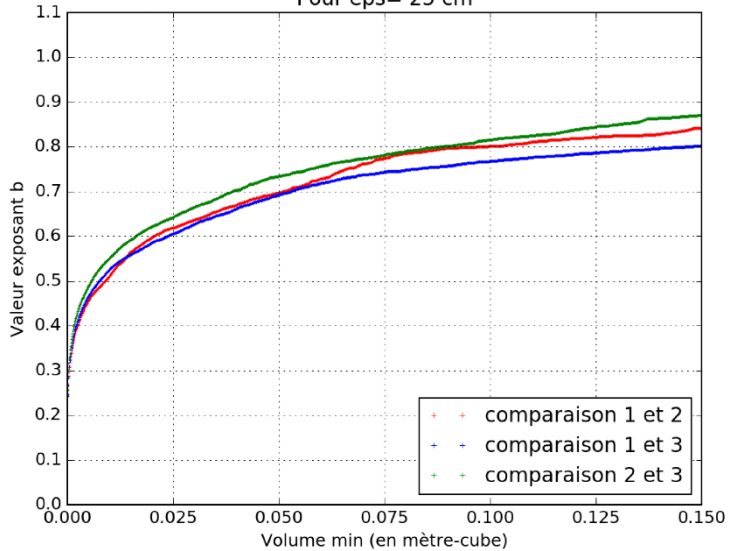
Graphique du paramètre b en fonction du volume min
Pour eps= 15 cm



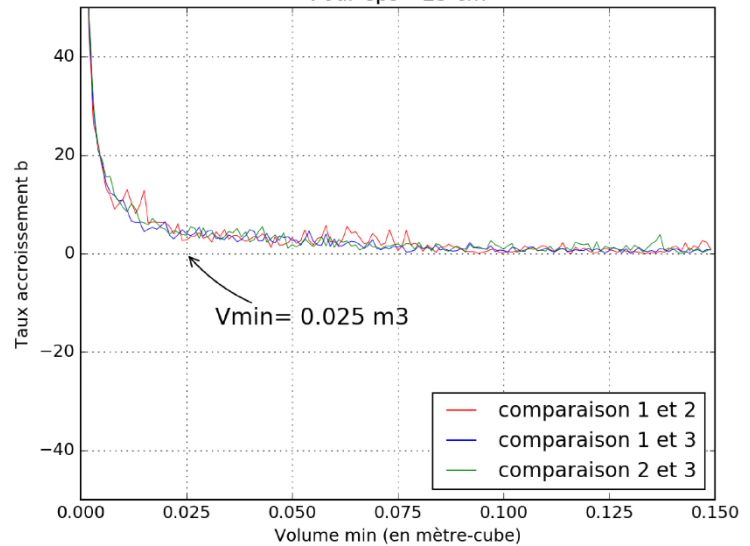
Graphique de la dérivée du paramètre b en fonction du volume min
Pour eps= 15 cm



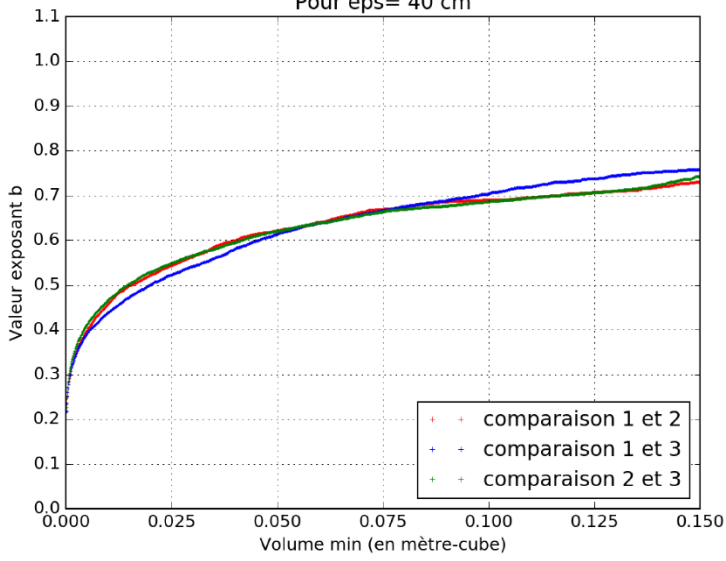
Graphique du paramètre b en fonction du volume min
Pour eps= 25 cm



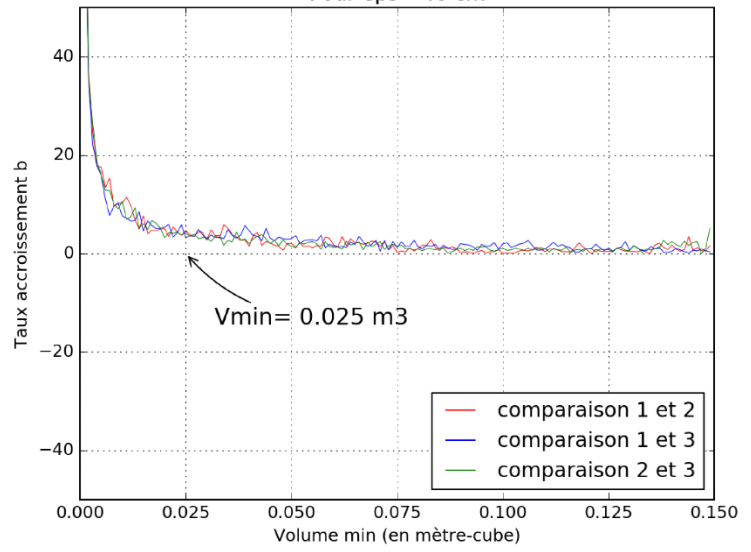
Graphique de la dérivée du paramètre b en fonction du volume min
Pour eps= 25 cm



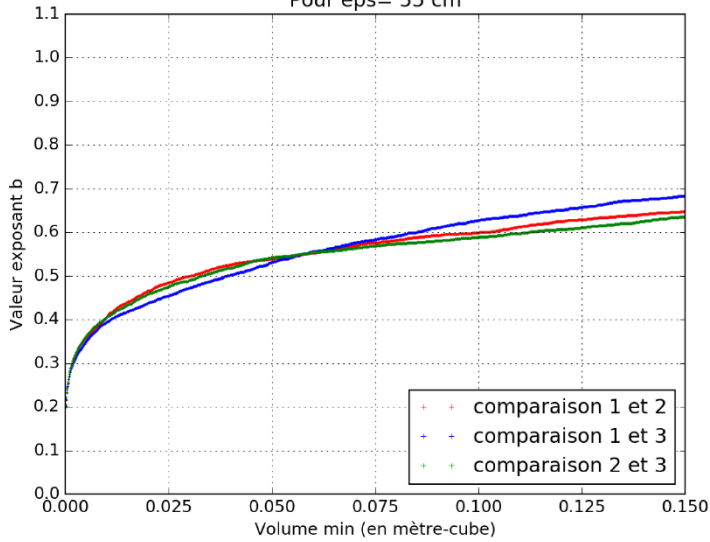
Graphique du paramètre b en fonction du volume min
Pour eps= 40 cm



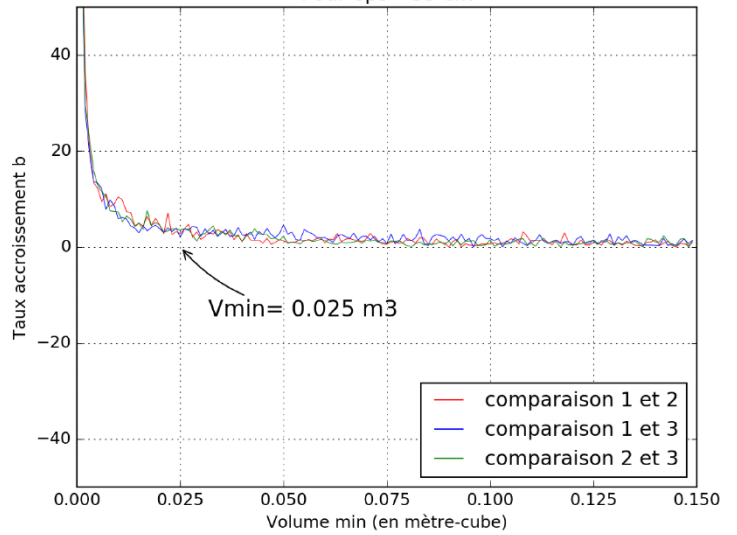
Graphique de la dérivée du paramètre b en fonction du volume min
Pour eps= 40 cm



Graphique du paramètre b en fonction du volume min
Pour eps= 55 cm

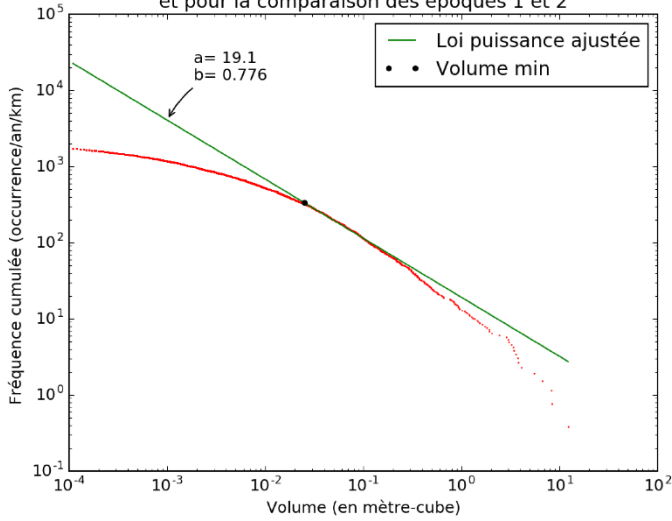


Graphique de la dérivée du paramètre b en fonction du volume min
Pour eps= 55 cm

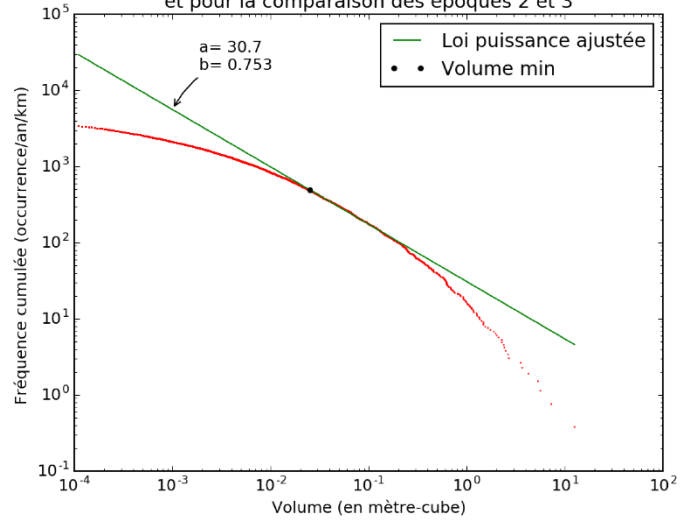


Annexe 5 : représentation des relations volume/fréquence et ajustement par une loi puissance

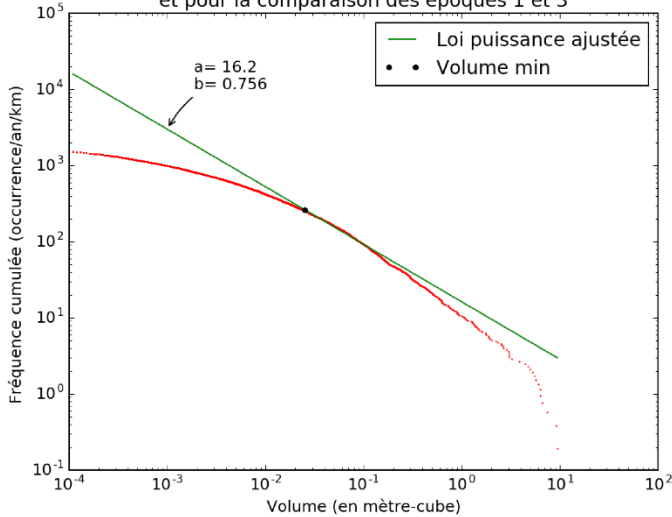
Graphique de la relation volume/fréquence occurrence, pour eps= 15 cm et pour la comparaison des époques 1 et 2



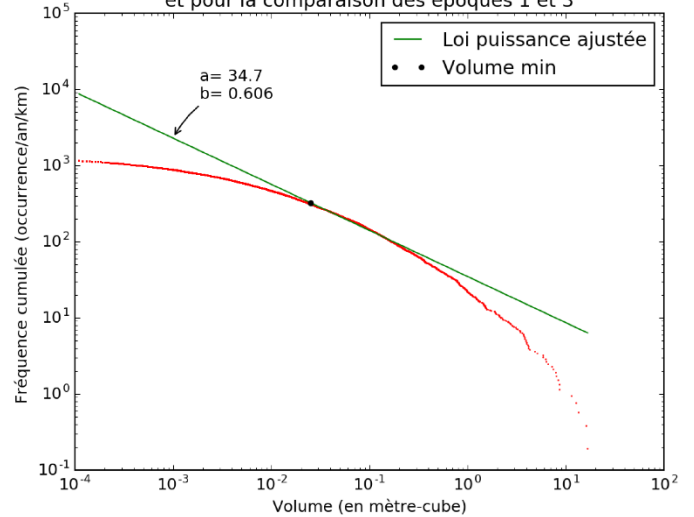
Graphique de la relation volume/fréquence occurrence, pour eps= 15 cm et pour la comparaison des époques 2 et 3



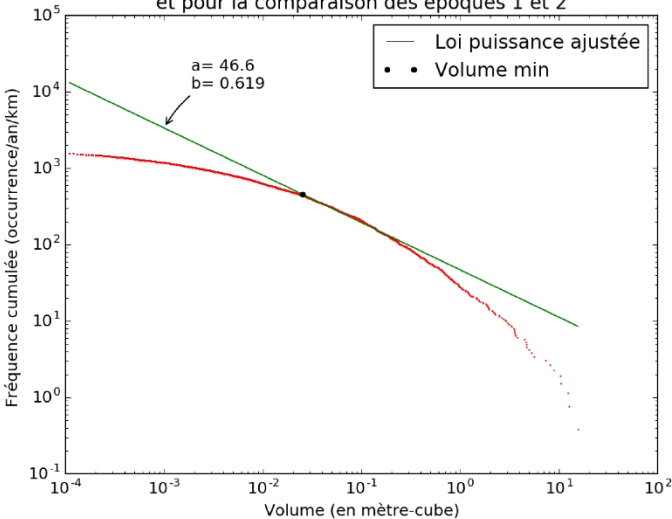
Graphique de la relation volume/fréquence occurrence, pour eps= 15 cm et pour la comparaison des époques 1 et 3



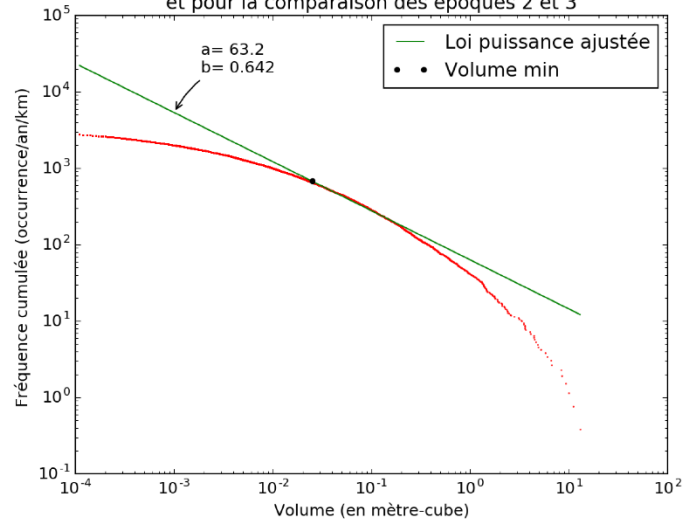
Graphique de la relation volume/fréquence occurrence, pour eps= 25 cm et pour la comparaison des époques 1 et 3



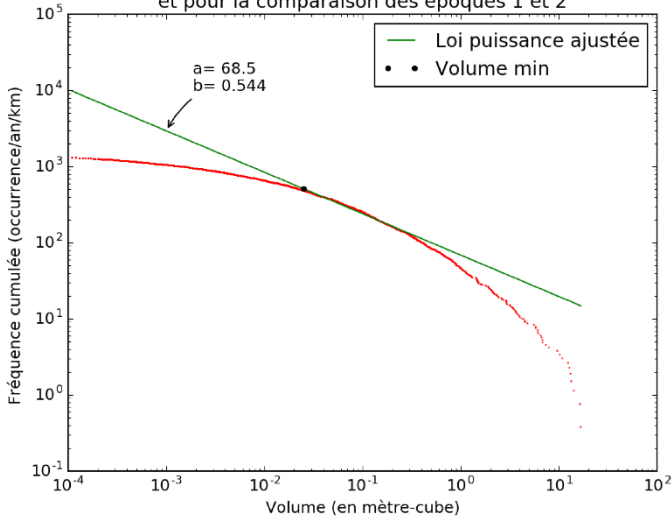
Graphique de la relation volume/fréquence occurrence, pour eps= 25 cm et pour la comparaison des époques 1 et 2



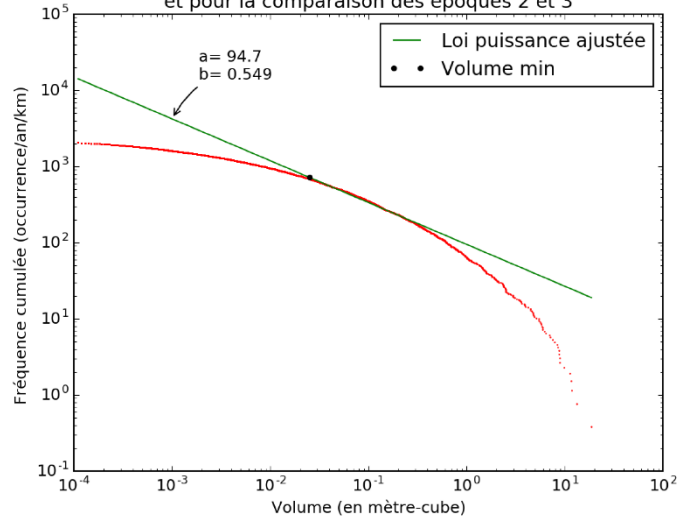
Graphique de la relation volume/fréquence occurrence, pour eps= 25 cm et pour la comparaison des époques 2 et 3



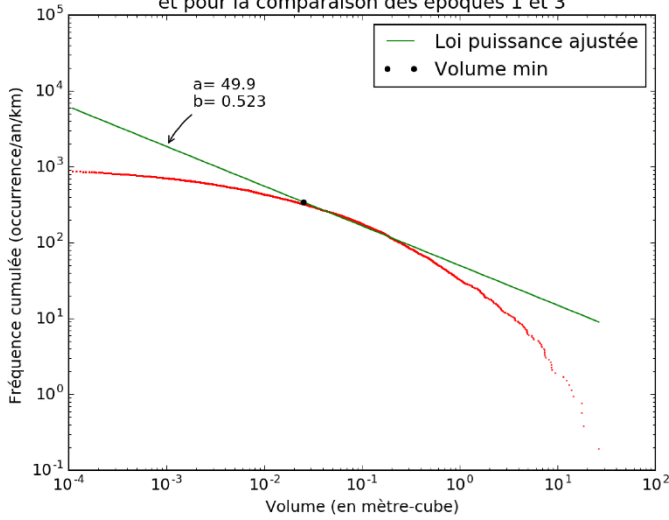
Graphique de la relation volume/fréquence occurrence, pour eps= 40 cm et pour la comparaison des époques 1 et 2



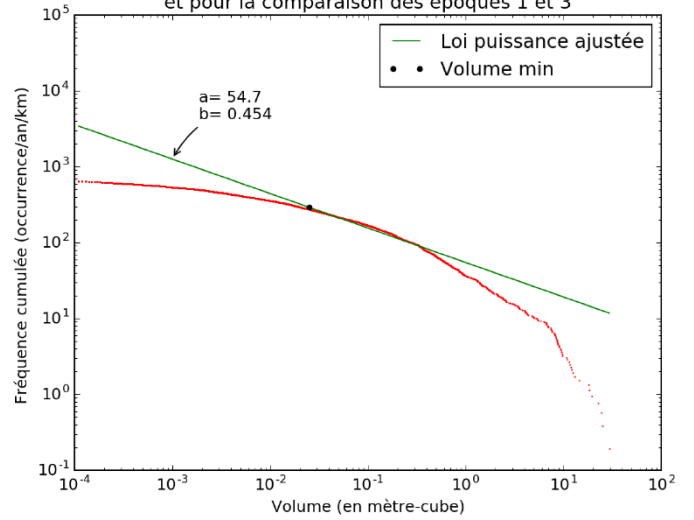
Graphique de la relation volume/fréquence occurrence, pour eps= 40 cm et pour la comparaison des époques 2 et 3



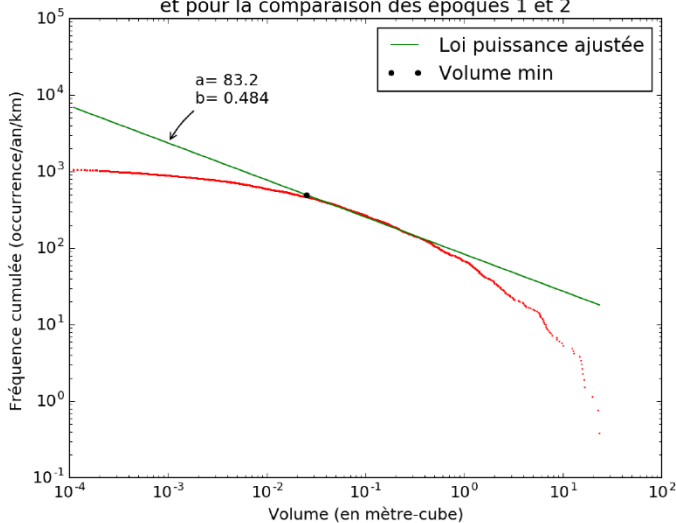
Graphique de la relation volume/fréquence occurrence, pour eps= 40 cm et pour la comparaison des époques 1 et 3



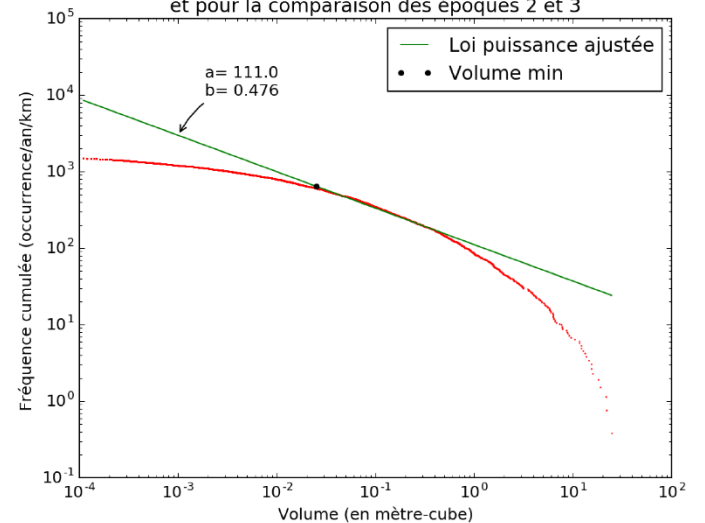
Graphique de la relation volume/fréquence occurrence, pour eps= 55 cm et pour la comparaison des époques 1 et 3



Graphique de la relation volume/fréquence occurrence, pour eps= 55 cm et pour la comparaison des époques 1 et 2



Graphique de la relation volume/fréquence occurrence, pour eps= 55 cm et pour la comparaison des époques 2 et 3



Annexe 6 : Tableaux des paramètres de la loi puissance ajustée et les écarts-types

MinPts	Epsilon (en m)	Paramètres loi puissance									
		Comparaison époques 1 et 2		Comparaison époques 2 et 3		Comparaison époques 1 et 3		Moyenne		Ecart-type moyen	
		a	b	a	b	a	b	a	b	a	b
2	0,15	19,1	0,776	30,7	0,753	16,2	0,756	22,0	0,7617	0,1	0,002
	0,25	46,6	0,619	63,2	0,642	34,7	0,606	48,2	0,6223	0,3	0,002
	0,40	68,5	0,544	94,7	0,549	49,9	0,523	71,0	0,5387	0,4	0,002
	0,55	83,2	0,484	111,0	0,476	54,7	0,454	83,0	0,4713	0,5	0,002

MinPts	Epsilon (en m)	écart-type des paramètres loi puissance							
		Comparaison époques 1 et 2		Comparaison époques 2 et 3		Comparaison époques 1 et 3		Moyenne	
		a	b	a	b	a	b	a	b
2	0,15	0,1	0,002	0,1	0,001	0,1	0,002	0,1	0,002
	0,25	0,3	0,002	0,3	0,002	0,2	0,002	0,3	0,002
	0,40	0,4	0,002	0,4	0,002	0,3	0,002	0,4	0,002
	0,55	0,5	0,002	0,6	0,002	0,4	0,002	0,5	0,002

Annexe 7 : script Python pour le déroulé géométrique

(Inspiré du programme en langage R de J. Giuliano)

```
1  #!/usr/bin/python
2  # -*- coding : utf-8 -*-
3
4  #---Bibliothèques---#
5  import numpy as np
6  from math import *
7  from cmath import *
8  from time import *
9  #-----#
10
11 #---Fonctions---#
12
13 #déroulé géométrique dans le cas d'une portion linéaire
14 def unfol_line(lgs, xA, yA, xB, yB, lcum) :
15     XU=lgs[:,0]-xA
16     YU=lgs[:,1]-yA
17     lgUnf=np.array([XU,YU])
18     z=complex(xB-xA, yB-yA)
19     alpha=cos(phase(z))
20     beta=sin(phase(z))
21     rot=np.array([[alpha.real,beta.real],
22                 [-beta.real,alpha.real]],float)
23     temp=np.dot(rot,lgUnf)
24     XU=temp[0,:]+lcum
25     YU=temp[1,:]
26     return XU,YU
27
28 #déroulé géométrique dans le cas d'une portion curvilinéaire
29 def unfol_curve(lgs, xA, yA, xO, yO, R, US, lcum) :
30     z1=complex(xA-xO, yA-yO)
31     alpha=float((phase(z1))%(2*pi))
32     z2=(lgs[:,0]-xO)+1j*(lgs[:,1]-yO)
33     beta=np.angle(z2)
34     XU=lcum+R*((alpha-beta)*US)%(2*pi))
35     YU=(abs(z2)-R)*US
36     return XU,YU
37 #-----#
38
39 #---- Input P-Mark ----#
40
41 #import du fichier des paramètres de transformation
42 infl=np.genfromtxt("D:/Documents/feldmann/Travail/Carry-le-rouet/script
43 test/points_inflexion.txt",dtype=float, usecols=[0,1,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14])
44 infl2=np.genfromtxt("D:/Documents/feldmann/Travail/Carry-le-rouet/script
45 test/points_inflexion.txt", dtype= str, usecols=[2])
46
47 class inflex(object) :
48     def __init__(self, iden=np.array([]), sect=np.array([]), types=np.array([]),
49                 Dx=np.array([]),
50                 Dy=np.array([]),Ax=np.array([]),Ay=np.array([]),Ox=np.array([]),Oy=np.array([]),R=
51                 np.array([]),lpart=np.array([]),concav=np.array([]),concavtheta=np.array([]),X0_se
52                 ct=np.array([]),signe_sect=np.array([])) :
53         self._id,self._sect,self._types,self._dx,self._dy,self._ax,self._ay,
54         self._ox,self._oy,self._r,self._lpart,self._concav,self._concavtheta,
55         self._x0_sect,self._signe_sect= iden,sect,types,Dx,Dy,Ax,Ay,Ox,Oy,R,
56         lpart,concav,concavtheta,X0_sect,signe_sect
57
58 pmark=inflex(infl[:,0],infl[:,1],infl2,infl[:,2],infl[:,3],infl[:,4],infl[:,5],
59             infl[:,6],infl[:,7],infl[:,8],infl[:,9],infl[:,10],infl[:,11],
60             infl[:,12],infl[:,13])
61 #-----#
62
63 #--- Unfolding by epoch and section ---#
64 for epoch in range(1,4): #par époque de levé
65     debut1=clock()
66     print("Epoch : %i\n" %epoch)
67     for sect in range(0,32): #par section droite ou courbe
```



```

62     debut2=clock()
63     pcloud=np.array([])
64         #ouverture du fichier de la section n
65
66     f=open("D:/Documents/feldmann/Travail/Carry-le-rouet/traitement_nuage/cloud_se
67     ctions/epoch"+str(epoch)+"/cloud_"+str(sect+1)+".txt")
68     data= np.loadtxt(f)
69     f.close()
70     #----#
71     types, xA, yA, xB, yB =pmark._types[sect], pmark._dx[sect], pmark._dy[sect],
72     pmark._ax[sect], pmark._ay[sect]
73     lcum, lsect, xO, yO, R, US=pmark._x0_sect[sect], pmark._lpart[sect],
74     pmark._ox[sect], pmark._oy[sect], pmark._r[sect], pmark._concav[sect]
75
76     if types=='ligne':
77         XU,YU=unfol_line(data,xA,yA,xB,yB,lcum)
78     elif types=='courbe':
79         XU,YU=unfol_curve(data,xA,yA,xO,yO,R,US,lcum)
80     else :
81         print("probleme pour la section : %g" %i)
82     #-----#
83
84     #--- Suppression des points hors-zones ---#
85     data[:,0], data[:,1]=XU, YU
86
87     supprim=np.append(np.where(data[:,0]<lcum),np.where(data[:,0]>=lcum+lsect))
88     supprim=np.append(supprim,np.where(data[:,1]>25))
89     pcloud=np.delete(data,supprim,axis=0)
90     #-----#
91
92     #--- Export des fichiers et temps de calcul de section ---#
93
94     np.savetxt("D:/Documents/feldmann/Travail/Carry-le-rouet/traitement_nuage/Unfo
95     lded/epoch"+str(epoch)+"_pcloud_unf_"+str(sect+1)+".txt",pcloud,fmt='%.4f',del
96     imiter='\t')
97     fin2=clock()
98     print("Section %i\tDuree : %s" %(sect+1,strftime('%H %M %S',
99     gmtime(fin2-debut2))))
100
101     fin1=clock()
102     print("\nEpoch%i\tDuree totale : %s\n" %(epoch,strftime('%H %M %S',
103     gmtime(fin1-debut1))))
104     #-----#

```

Annexe 8 : script Python pour la classification des points significatifs contigus en cicatrices

```
1  #---Bibliotheques---#
2  import numpy as np
3  from sklearn.cluster import DBSCAN
4  #-----#
5
6  #---Espace de travail et nom des fichiers---#
7  workspace="D:/Documents/feldmann/Travail/Carry-le-Rouet/traitement_nuage/"
8  calcul=["_1to2", "_1to3", "_2to3"]
9  linear=["L1", "L2", "L3", "L4"]
10 name_input="sign_ch_"
11 name_output="alpha_shape_"
12 #-----#
13
14 #---Clustering---#
15 for c in linear :
16     for i in calcul :
17         #Ouverture du fichier de points significatifs
18         f=open(workspace+"M3C2_distance/sign_change/"+name_input+c+i+"_v2.txt")
19         layer=np.loadtxt(f,dtype=float, delimiter="\t")
20         f.close()
21
22         #Extraction des coordonnées dans le fichier de points
23         #X= points du nuage 1; Xb= points du nuage 2
24         X=layer[:,0:3]
25         Xb=layer[:,13:16]
26
27         #Clustering sur le nuage 1 avec epsilon= 15cm et MinPts= 2
28         db = DBSCAN(eps=0.15, min_samples=2).fit(X)
29         core_samples_mask = np.zeros_like(db.labels_, dtype=bool)
30         core_samples_mask[db.core_sample_indices_] = True
31         labels = db.labels_
32
33         #Calcul du nombre de clusters pour chaque étiquette, suppression du bruit
34         n_clusters_ = len(set(labels)) - (1 if -1 in labels else 0)
35
36         print('Estimated number of clusters: %d' % n_clusters_)
37
38         #Extraction des points sur le nuage 2 et enregistrement du bloc de points
39         unique_labels=set(labels)
40         for m in unique_labels :
41             class member_mask=(labels==m)
42             pcloud1=X[class member_mask & core_samples_mask]
43             pcloud2=Xb[class member_mask & core_samples_mask]
44             pcloud=np.append(pcloud1,pcloud2,axis=0)
45
46             np.savetxt(workspace+"Cluster/"+c+i+"/"+name_output+str(m)+".txt",pcloud,fmt='%.4f',delimiter="\t")
47 #-----#
```

Annexe 9 : script Python pour l'ajustement de la loi puissance sur la relation volume/fréquence

```
1  #---Bilbiotheques---#
2  import numpy as np
3  import matplotlib.pyplot as plt
4  from sklearn import linear_model, datasets
5  from scipy.optimize import curve_fit
6  #-----#
7
8  #---Fonction loi puissance---#
9  def func(x,a,b):
10     return a*(x**(-b))
11  #-----#
12
13  #---Espace de travail---#
14  workspace="D:/Documents/feldmann/Travail/Carry-le-rouet/traitement_nuage/Cluster/bloc
new/"
15  saveimg="D:/Documents/feldmann/Travail/Carry-le-rouet/traitement_nuage/Cluster/"
16  calcul=["_1to2","_1to3","_2to3"]
17  linear=["L1","L2","L3","L4"]
18  epsilon=["15","25","40","55"]
19  comparaison=["1 et 2","1 et 3","2 et 3"]
20  couleur=['r','b','g']
21  #-----#
22
23  #---Calcul de la loi puissance par CCDF---#
24
25  #Facteurs de passage à l'année et par kilometre lineaire
26  fact_an=[12/9,12/18,12/9]
27  fact_km=1/3.5
28
29  #volume minimum de coupure
30  xmin=0.025
31
32  for epsi in epsilon:
33     for c in calcul:
34         temp=np.array([])
35         CCDF=[]
36         for l in linear:
37             #Ouverture de fichier du bloc de points
38             f=open(workspace+"bloc_eps"+epsi+"_m2/volume_alphashape_"+l+c+".txt")
39             recap_vol=np.loadtxt(f,dtype=float,delimiter="\t")
40             f.close()
41
42             #Suppression des points avec un volume nul
43             listing=np.where(recap_vol[:,1]>0.00001)
44             vol=recap_vol[listing[0],1]
45             temp=np.append(temp,vol)
46
47             #Calcul de la CCDF
48             for i in range(0,len(temp)):
49                 count=np.where(temp[i]<=temp[:])
50                 CCDF+=[len(count[0])*fact_an[calcul.index(c)]*fact_km]
51
52             #Selection des points avec un volume superieur au volume min
53             search=np.where(temp[:]<xmin)
54
55             #Mise en forme et tri par ordre decroissant des frequences
56             #et des volumes par ordre croissant
57             X=np.delete(temp,search[0])
58             Y=np.delete(np.array(CCDF),search)
59             X=np.reshape(np.sort(X),(len(X),))
60             Y=np.reshape(np.sort(Y)[::-1],[len(Y),])
61
62             #Estimation de la loi puissance et affichage des parametres
63             popt,pcov=curve_fit(func,X,Y)
64             perr = np.sqrt(np.diag(pcov))
65             print(popt)
66             print(perr)
67  #-----#
```

Annexe 10 : script Python pour le calcul du taux d'érosion

```
1  #---Bibliotheque---#
2  import numpy as np
3  #-----#
4
5  #---Espace de travail---#
6  workspace="D:/Documents/feldmann/Travail/Carry-le-rouet/traitement_nuage/Cluster/bloc_
   new/"
7  calcul=["_1to2", "_1to3", "_2to3"]
8  linear=["L1", "L2", "L3", "L4"]
9  minpts=2
10 epsilon=["15_m", "25_m", "40_m", "55_m"]
11
12 #---Calcul du taux d'erosion---#
13
14 #facteur de passage des taux rapportes à l'annee
15 rapp_annuel=[12/9, 12/18, 12/9]
16
17 #Surface de chaque lineaire et surface totale
18 surface=[2084.3042, 4414.0327, 10534.7146, 5695.9099]
19 surf_tot=22728.9614
20
21 for epsi in epsilon :
22     taux_line=np.zeros((4,))
23     for l in linear :
24         volume_tot=0
25         taux_calc=0
26         for c in calcul :
27             #Ouverture du fichier des volumes
28
29             f=open(workspace+"bloc_eps"+epsi+str(minpts)+"/volume_alphashape_"+l+c+".t
   xt")
30             recap_vol=np.loadtxt(f, dtype=float, delimiter="\t")
31             f.close()
32
33             #Somme des volumes
34             for num in range(0, len(recap_vol[:,0])) :
35                 if recap_vol[num,1]>=0:
36                     volume_tot+=recap_vol[num,1]
37
38             #Taux d'érosion rapporté à l'année
39             taux_calc=float(volume_tot/surface[linear.index(l)]*rapp_annuel[1]*100)
40             taux_line[linear.index(l)]=taux_calc
41 #Affichage des taux d'érosion pour chaque linéaire
42 print(taux_line)
43 print(np.mean(taux_line))
44 #-----#
```

Caractérisation fine de l'aléa chute de blocs en milieu côtier

Résumé :

L'érosion des falaises bordant la Méditerranée en région Provence-Alpes-Côte-d'Azur (PACA) a fait l'objet d'une récente thèse (Giuliano, 2015). Sur la commune de Carry-le-Rouet, les falaises côtières avaient été identifiées comme particulièrement à risque (Marçot, 2006), pas tant à cause d'un aléa d'éboulement élevé, mais plutôt d'une urbanisation importante à proximité de la tête de falaise. De ce fait, un suivi topographique de 3,5 km de côte avec un lidar mobile installé sur un bateau a été entamé dès février 2011, puis répété en novembre 2011 ainsi qu'en juillet 2012.

La topographie complexe du site (présence de végétation, trait de côte sinueux, technologie peu performante sur le premier levé) rend le traitement des nuages de points et leur interprétation compliquée. J. Giuliano (2015) a établi les bases du traitement pour y remédier : filtrage de la végétation par orthophotos, déroulé géométrique des nuages de points selon des arcs de cercle et des segments qui reproduisent le tracé sinueux du trait de côte.

Une nouvelle méthodologie de comparaison diachronique des levés lidars avec un point de vue vecteur (c'est-à-dire sans passer par une rasterisation des données lidar) a été élaborée en utilisant l'algorithme M3C2 (Lague et al, 2013). Un processus d'analyse des données a permis de sélectionner les valeurs des paramètres de cet algorithme de façon objective. Les différences nuage à nuage sont qualifiées statistiquement et servent à cartographier les zones d'érosion.

Les résidus de végétation non-filtrés provoquent des différences suspectes. Un processus d'analyse des indicateurs statistiques de la géométrie (similaire à ceux de la méthode CANUPO de Brodu et Lague, 2012) est mis en place pour distinguer les faux positifs. La forme des blocs érodés est ensuite déduite des zones d'érosion par une méthode de clusterisation des points des nuages lidars constituant les faces avant et arrière des blocs. Enfin, l'estimation de l'erreur de cubage de chaque bloc permet d'affiner les résultats présentés au travers d'un taux d'érosion annuel moyen et d'une relation volume/fréquence d'occurrence.

Mots-clés : suivi temporel, falaise, risque gravitaire, chute de blocs, lasergrammétrie, Lidar mobile, géomatique, Carry-le-Rouet, Bouches-du-Rhône

Fine characterization of the rockfall hazard in coastal environment

Abstract :

The erosion of cliffs bordering the Mediterranean Sea in the Provence-Alpes-Côte-d'Azur region (PACA) was the subject of a recent thesis (Giuliano, 2015). In the town of Carry-le-Rouet, coastal cliffs were identified as particularly at risk (Marçot, 2006), not so much because of a high rockfall hazard, but rather because of dense urbanization on top of the cliff. As a result, the topographic monitoring of 3.5 km of coastline with a mobile lidar installed on a boat was started as early as February 2011, repeated in November 2011 and then in July 2012.

The complex topography of the site (a partially covered cliff with vegetation, a sinuous coastline and poor performing technology during the first survey) contribute to making the processing of point clouds and their interpretation complex. J. Giuliano (2015) established the basis of the process to remedy it : vegetation filtering, geometric unrolling of point clouds along circular arcs and segments that reproduce the sinuous coastline.

A new diachronic comparison methodology in vector mode was established (without going through a rasterization of lidar data) with the utilization of the M3C2 algorithm (Lague et al., 2013). A data analysis process made it possible to objectify the selection of the algorithm parameters. The cloud to cloud differences are statistically qualified and are used to map erosion areas. However, unfiltered vegetation residues cause suspicious differences. A data analysis process of statistical indicators of geometry is set up to identify false positives (method similar to the CANUPO algorithm, Brodu et Lague, 2012). The shape of the eroded blocks is then deduced from the erosion areas by a clustering method of points clouds, constituting the front and rear faces of the blocks. Finally, the estimation of the measurement error of each block allows refining the results presented through an average annual erosion rate and a volume/frequency of occurrence relation.

Key words : time tracking, cliff, gravity risk, rockfall, lasergrammetry, mobile Lidar, geomatic, Carry-le-Rouet, Bouches-du-Rhône

References :

- Brodu N. and Lague D. (2012) 3D terrestrial lidar data classification of complex natural scenes using a multi-scale dimensionality criterion: Applications in geomorphology. *ISPRS J. Photogramm. and Rem. Sens.*, Vol. 68, pp 121–134.
- Giuliano J. (2015) Erosion des falaises de la région Provence-Alpes-Côte d'Azur : évolution et origine de la morphologie côtière en Méditerranée : télédétection, géochronologie, géomorphologie. Sciences de la Terre, PhD, Université Nice Sophia Antipolis.
- Lague D., Brodu N., and 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*, Vol. 82, pp 10–26.
- N. Marçot (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.