



HAL
open science

Analyse haute résolution de la morphologie des paysages et des processus à partir de LiDAR aéroporté répété et simulation hydraulique

Thomas Bernard

► To cite this version:

Thomas Bernard. Analyse haute résolution de la morphologie des paysages et des processus à partir de LiDAR aéroporté répété et simulation hydraulique. Sciences de la Terre. Université de Rennes, 2022. Français. NNT : 2022REN1B011 . tel-03783246

HAL Id: tel-03783246

<https://theses.hal.science/tel-03783246>

Submitted on 22 Sep 2022

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.

THESE DE DOCTORAT DE

L'UNIVERSITE DE RENNES 1

ECOLE DOCTORALE N° 600

Ecole doctorale Ecologie, Géosciences, Agronomie et Alimentation

Spécialité : Sciences de la Terre et de l'Environnement

Par

Thomas BERNARD

Analyse haute résolution de la morphologie des paysages et des processus à partir de LiDAR aéroporté répété et simulation hydraulique

Thèse présentée et soutenue à Rennes, le 24/03/2022

Unité de recherche : UMR 6118 – Géosciences Rennes

Rapporteurs avant soutenance :

Veerle Vanacker Professeure à l'Université Catholique de Louvain, Louvain-La-Neuve, Belgique

Stéphane Bonnet Professeur à l'Université Paul Sabatier, Toulouse III, France

Composition du Jury :

Président : Simon Mudd Professeur à l'Université d'Edimbourg

Examineurs : Stéphane Bonnet Professeur à l'Université Paul Sabatier, Toulouse III
 Veerle Vanacker Professeure à l'Université Catholique de Louvain

 André Stumpf Manager de projet au GAF AG de Munich

 Cécile Robin Maître de conférence à l'Université de Rennes, Géosciences
 Rennes

Directeur de thèse : Dimitri Lague Directeur de recherche, CNRS, Géosciences Rennes

Co-directeur de thèse : Philippe Davy Directeur de recherche, CNRS, Géosciences Rennes

Remerciements

Cher lecteur, chère lectrice qui t'apprête à lire ce manuscrit. Avant tout de chose, prends le temps de lire ces quelques mots car une chose est sûre c'est qu'on ne réussit pas une thèse sans l'aide des personnes qui nous entourent. C'est pourquoi je prends le temps dans les paragraphes qui suivent de remercier toutes les personnes qui m'ont aidées, soutenues et permises de réaliser ces trois années de doctorat avec succès !

Tout d'abord, Dimitri je souhaite te remercier très chaleureusement de m'avoir accueilli dès mes premières années de Master comme jeune stagiaire cherchant à découvrir les données LiDAR haute résolution. Tu m'as offert l'opportunité de poursuivre en doctorat, un souhait que j'avais depuis ma licence et pour cela je te remercie. Tu m'as toujours fait confiance et j'ai appris énormément à tes côtés ! Merci Philippe D. (et oui il y a un autre Philippe par la suite) de m'avoir fait découvrir la simulation hydraulique 2D (qu'est-ce que c'est beau ! haha). Merci pour tous nos échanges très intéressants qui m'ont permis d'évoluer dans ma compréhension du sujet de thèse et des processus physiques ! Merci d'avoir créé cette dynamique d'équipe qu'est la Fractory dans laquelle je me suis senti très soutenu et extrêmement bien entouré ! Philippe S., j'aimerais te remercier aussi particulièrement car nous avons travaillé ensemble aussi depuis mon arrivée en Master et tu fais partie des chercheurs(euses) qui m'ont fait aimer la géomorphologie !

Je tiens également à remercier les membres du Jury : Simon Mudd, Stéphane Bonnet, Veerle Vanacker, André Stumpf et Cécile Robin qui ont bien voulu examiner mon travail. Ce fut un honneur pour moi ! Merci beaucoup !

Parmi les personnes sans qui je ne serai évidemment pas docteur aujourd'hui sont mes parents, mes grands-parents ainsi que mes frères et sœurs ! Je remercie très profondément mes parents qui m'ont toujours soutenu dans mes choix de vie et qui m'ont tant offert. Grâce à vous j'ai toujours pu faire ce qui me faisait envie, vous avez également su me guider tout au long de ma vie. Cette accomplissement je vous le dois à vous avant tout ! J'ai aussi la chance d'avoir des grands-parents qui me soutiennent également énormément. Mamie Rolande et Papi Roger vous n'êtes plus parmi nous aujourd'hui mais je tiens ici à vous remercier aussi de votre soutien durant mes jeunes années d'étudiant. Mamie Lucette et Papi Claude, vous m'avez énormément soutenu pendant toute mes études et pour cela je vous en suis infiniment reconnaissant ! Je n'en serai pas ici aujourd'hui si vous n'aviez pas été là également. Merci à vous deux ! Les frangines et frangins Jennifer, Tiphaine, Paul et Maxime, un grand merci pour votre soutien tout au long de ce parcours, je m'estime très chanceux de vous avoir à mes côtés ! Mention spéciale à Maxime qui quand même m'a le plus supporté (surtout à la fin... Haha) et guider dans cette thèse. Je ne l'aurai jamais réussi sans toi non plus ! Et aussi un énoooooorme merci pour ton

investissement pour la préparation du jour de soutenance et des cadeaux ! Surtout cette vidéo totalement incroyable et tellement drôle qui me fera un souvenir de ces 3 ans pour le reste de ma vie.

Durant ces 5 années à Géosciences Rennes, j'ai pu faire la rencontre de tout son personnel que j'aimerais aussi remercier très chaleureusement de m'avoir accueilli et accompagné tout du long.

Et enfin dans ce dernier paragraphe j'aimerais remercier ceux que je considère comme ma seconde famille : mes amis, amies, copains, copines, potos.. ! Tout d'abord les potes du Master : dans la famille des doctorants je voudrais Sarah et Loris ! Merci à vous deux d'avoir été présent, pour nos discussions super intéressantes sur l'esprit critique ou l'actualité en général. Sarah, je te souhaite bon courage pour la fin de ta thèse. Tu y es presque !! Jérôme, Anne-Laure, Joseph et Orlanne, nos week end surf en Normandie m'ont été d'un grand réconfort pendant cette thèse et les treks dans les Alpes encore plus !! Merci beaucoup à vous ! Un élément essentiel à toute réussite de thèse c'est bien les co-bureau ! J'ai débuté ma thèse au côté de Baptiste et Claire à trois confinés dans ce petit bureau du 2^{ème}, quelle rigolade ! Baptiste, de co-bureau nous sommes passés à co-loques dans la « colloques de l'ambiance » ! Haha Merci pour toutes les parties de rocket league, ton aide sur Python, d'avoir été présent et de m'avoir supporté aussi dans les derniers moments !

Ensuite je suis passé au 1^{er} étage avec Ronan et Alexandre ! Le double de superficie par rapport au 1^{er} ! haha Merci à vous deux pour les discussions intéressantes qu'on a pu avoir sur nos sujets respectifs et sur Python ! Ronan un jour tu feras mieux à la pétanque... Et enfin j'ai terminé ma thèse dans le grand open-space de la fractory au rdc avec Etienne, Helene, Silvia, Benoît, Diane, Quentin et Marine ! Sans compter nos voisins Caroline et Romain ! Tout d'abord merci à vous tous pour cette dynamique d'équipe qui m'a permis de me sentir bien entouré durant ma dernière année de thèse. Etienne et Allison, merci pour tous les rdv ciné et jeux au champs Jacquet qui a été un peu « the place to be » durant ces trois années. Aussi un énoorme merci pour l'organisation de cette vidéo génialissime « la quête du Lidar » ! J'en rigole encore ! Merci Quentin pour ta finesse et tes anecdotes toujours plus intéressante, on apprend beaucoup ! haha Un grand merci à toi aussi Diane pour ton soutien et nos rdv course qui nous ont motivé mutuellement à faire du sport mais aussi et surtout à garder le cap durant notre doctorat. Aujourd'hui, un nouveau cap se dessine qui j'espère nous mènera loin. Merci aussi pour ton investissement dans mes cadeaux de thèse qui m'ont fait énormément plaisir !! ☺

J'aimerais aussi remercier particulièrement Alice, Camille Ba., Mathilde M. et Aurelie pour leur joie et leur bonne humeur qui aident n'importe qui à se sentir bien et à traverser les moments difficiles. Cette semaine avec vous à Vignieu (Viiii---gniiiiieeeeeuu !! Haha) particulièrement était au top ! :D Un grand merci particulier à ma partenaire de danse rock Aurélie ! Entre fou rire et concentration pour réussir à danser comme il faut, cette année de rock a été d'un grand soutien pour nos thèses respectives ! Merci beaucoup !

Et enfin j'aimerais remercier très chaleureusement tous les copains du labo pour leur soutien et les moments de joie partagés avec vous au bar ou ailleurs : Mathilde L. (Je te souhaite une fin de thèse heureuse ! je suis sûr que tu vas y arriver ! ;)), Meri et Alex (Meri je dois encore travailler pour adopter ton pas de danse ! ^^), Nicolas, Lucas, Elias, Bastien, Muqet, Mara, Martin le jeune, Martin le vieux, Lucas, Lucille (les lulu), Bezhad, Madeleine, Pierre, Camille, Florent, Arthur, Charlotte, Rémi, Louise.

Un grand merci à tous !

A ma famille.

Résumé

L'objectif fondamental de la géomorphologie est l'identification et la caractérisation des processus façonnant les paysages. En fournissant une représentation 3D haute précision et haute densité des paysages, le LiDAR aéroporté a révolutionné notre capacité à extraire des informations sur la topographie fournissant ainsi de nouvelles opportunités pour l'identification et la compréhension des processus géomorphologiques. Ce potentiel reste sous-exploité dans de nombreuses problématiques en géomorphologie du fait de l'incapacité des méthodes d'analyse actuelles à exploiter la richesse d'information fournie par le LiDAR aéroporté. Cette thèse intègre les derniers développements sur la simulation hydraulique 2D et la détection de changements 3D afin d'améliorer les méthodes d'analyse pour (i) la description de la structure des paysages fluviaux et (ii) l'identification et l'analyse géométrique des glissements de terrain à haute résolution. Les principaux résultats montrent que la simulation hydraulique 2D permet la définition d'indicateurs hydro-géomorphiques prenant pleinement en compte la structure haute résolution des écoulements de surface. Ces indicateurs permettent une meilleure identification des connexions versants-rivières et la caractérisation de la géométrie hydraulique des chenaux. L'intégration de la détection de changement 3D permet d'exploiter la structure 3D des données LiDAR pour la création d'inventaires robustes, complets et objectifs des glissements de terrain. Cette approche permet une meilleure quantification du volume des glissements de terrain en comparaison des approches traditionnelles.

Abstract

The fundamental objective of geomorphology is the identification and characterisation of the processes shaping landscapes. By providing a high accuracy, high density 3D representation of landscapes, airborne LiDAR has revolutionised our ability to extract information from the topography providing new opportunities for the identification and understanding of geomorphological processes. This potential remains underutilized in many geomorphological problems due to the inability of current analysis methods to exploit the amount and detail of information provided by airborne LiDAR. This thesis integrates the latest developments in 2D hydraulic simulation and 3D change detection to improve analysis methods for (i) the description of fluvial landform structures and (ii) the identification and geometric analysis of landslides at high resolution. The main results show that 2D hydraulic simulation allows the definition of hydro-geomorphic indicators that fully account for the high resolution structure of flow patterns. These indicators allow for a better identification of hillslope-channel connexions and the characterisation of the hydraulic geometry of channels. The integration of 3D change detection allows the exploitation of the 3D structure of LiDAR data for the creation of robust, complete and objective landslide inventories. This approach allows a better quantification of landslide volume than traditional approaches.

Table des matières

REMERCIEMENTS.....	I
RESUME	IV
ABSTRACT	V
TABLE DES MATIERES	VI
LISTE DES FIGURES.....	VIII
LISTE DES TABLES.....	XIX
INTRODUCTION GENERALE	XX
1 ETAT DE L'ART ET PROBLEMATIQUES	2
1.1 DYNAMIQUE ET ORGANISATION SPATIALE DES PROCESSUS GEOMORPHOLOGIQUES DANS LES PAYSAGES FLUVIAUX	2
1.1.1 <i>Processus et morphologie des versants</i>	4
1.1.2 <i>Processus fluviaux et morphologie des rivières</i>	9
1.1.3 <i>Connexions versant-réseau</i>	24
1.1.4 <i>Identification et organisation spatiale des processus : le diagramme pente-aire drainée</i>	26
1.2 DETECTION ET ANALYSE GEOMETRIQUE DES GLISSEMENTS DE TERRAIN.....	31
1.2.1 <i>Génération d'inventaire de glissements de terrain</i>	32
1.2.2 <i>Distribution aire-fréquence</i>	34
1.2.3 <i>Quantification du volume des glissements de terrain</i>	36
1.2.4 <i>Sources d'incertitudes et implications</i>	37
1.3 LE LIDAR AEROPORTE ET LA HAUTE RESOLUTION	40
1.3.1 <i>Les données topographiques avant la technologie LiDAR</i>	41
1.3.2 <i>L'avènement des données LiDAR aéroportées haute résolution</i>	42
1.3.3 <i>Acquisition et traitements des données LiDAR</i>	45
1.3.4 <i>Sources d'erreurs et d'incertitudes</i>	48
1.4 GEOMORPHOMETRIE A PARTIR DE MODELES NUMERIQUES DE TERRAIN ET NUAGE DE POINTS 3D LIDAR.....	49
1.4.1 <i>Modélisation des flux d'eau pour l'analyse morphologique des paysages</i>	50
1.4.2 <i>Mesures spatio-temporelles des changements topographiques : Différence de MNTs vs différence de nuage de points 3D</i>	53
1.4.3 <i>Exemples d'applications des données LiDAR en relation avec les thématiques abordées</i>	55
2 APPORTS DE LA SIMULATION HYDRAULIQUE 2D DANS L'ANALYSE MORPHOLOGIQUE HAUTE	
RESOLUTION DES PAYSAGES.....	66
2.1 LE MODELE HYDRODYNAMIQUE 2D FLOODOS	66
2.2 RESUME DE L'ETUDE.....	68
2.3 ARTICLE: CONSISTENT HYDRO-GEOMORPHIC INDICATORS FOR HIGH RESOLUTION TOPOGRAPHIC ANALYSIS.....	70

2.4	INFORMATIONS COMPLEMENTAIRES A L'ARTICLE	96
3	DETECTION SEMI-AUTOMATIQUE ET ANALYSES GEOMETRIQUES DES GLISSEMENTS DE TERRAIN A PARTIR DE LIDAR AEROPORTE REPETE	100
3.1	LA REGION DE KAIKOURA EN NOUVELLE-ZELANDE ET PRESENTATION DU SITE D'ETUDE	100
3.1.1	<i>Contexte tectonique global de la région de Kaikoura, Nouvelle-Zélande</i>	100
3.1.2	<i>Le séisme de Kaikoura et génération de glissements de terrain co-sismiques</i>	100
3.1.3	<i>Site d'étude et données disponibles</i>	102
3.2	RESUME DE L'ETUDE.....	104
3.3	ARTICLE: BEYOND 2D INVENTORIES AND THEIR ROLLOVER: SYNOPTIC 3D INVENTORIES AND VOLUME FROM REPEAT LIDAR DATA.....	107
3.4	INFORMATIONS COMPLÉMENTAIRES À L'ARTICLE	155
4	APPROCHE METHODOLOGIQUE PRELIMINAIRE POUR L'ANALYSE MORPHODYNAMIQUE DES PAYSAGES A LA SUITE DE PERTURBATIONS EXOGENES PAR LIDAR AEROPORTE REPETE ET SIMULATION HYDRAULIQUE 2D	166
4.1	INTRODUCTION	166
4.2	METHODOLOGIE.....	168
4.2.1	<i>Traitement global des données</i>	168
4.2.2	<i>Assemblage des nuages de points 3D</i>	169
4.2.3	<i>Détection des changements topographiques</i>	174
4.2.4	<i>Approches de l'analyse morphologique par simulation hydraulique 2D</i>	174
4.3	RESULTATS	178
4.3.1	<i>Assemblage des données de 2017 et 2019</i>	178
4.3.2	<i>Changements topographiques mesurés entre 2017 et 2019</i>	179
4.3.3	<i>Analyses des approches de réduction du temps de calcul de la simulation hydraulique 2D</i>	181
4.3.4	<i>Résultats préliminaires de l'analyse morphologique</i>	184
4.4	DISCUSSION.....	188
4.4.1	<i>Approche méthodologique</i>	188
4.4.2	<i>Analyse pente-aire drainée hydraulique sur le bassin de Towy-Robson</i>	190
4.5	CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES	191
5	CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES.....	195
5.1	PRINCIPAUX RESULTATS.....	197
5.2	PERSPECTIVES DE RECHERCHE.....	198
	RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES	201

Liste des figures

Figure 0.1 – Illustration de la structure d’un paysage fluvial montagneux dominé par les glissements de terrain. Ce bassin versant se situe dans la région de Kaikoura en Nouvelle-Zélande et constitue une zone d’étude de ce travail de thèse. Cette illustration met notamment en avant la différence de représentation des paysages entre des données topographiques globales à 30 m de résolution (en haut à droite, (NASA, 2013)) et LiDAR à 1 m de résolution (en bas à droite). Les images aériennes et les données LiDAR présentent sur cette figure ont été acquises en 2017 (LINZ, 2017a).....xxi

Figure 1.1 – Schéma simplifié d’un bassin versant illustrant les versants, les versants diffusifs ou convexes, les vallées et les vallées non chenalées ainsi que le réseau chenalé constitué les rivières (inspiré de (Stock and Dietrich, 2006)).....3

Figure 1.2 – Illustrations et photographies de différents types de mouvements de masse (non-exhaustif). a) Types d’écoulements et photographie d’une vallée colluviale incisée par le passage successif de coulées de débris (modifié d’après Stock and Dietrich (2006)). b) Types de glissements et photographie montrant un glissement rotationnel situé à Saint-Jude au Québec (Huggett, 2016). c) Types d’éboulements et photographie d’une chute de roche d’une falaise dans la région de Dorset au Royaume-Uni. Les illustrations ont été modifiées d’après Bierman and Montgomery (2014). Tous ces mouvements de masse peuvent être décrit sous le terme de générique de glissements de terrain d’après la définition de Crozier, (1999).....6

Figure 1.3 – Photos représentant des formes de versants différentes. a) Photo aérienne du paysage près d’Orland en Californie où les versants sont dominés par des processus diffusifs (Perron et al., 2008). b) Sommet de versants convexes en Californie (Bierman and Montgomery, 2014). c) Versants à seuil caractérisés par la présence d’un glissement de terrain impliquant le socle rocheux et montrant des surfaces planes à pente constante dans la région du Tien Shan au Kirghizstan. d) Versant rocheux dans les montagnes de Great Gable au Royaume-Uni. Ici le domaine convexe y est absent (Huggett, 2016).8

Figure 1.4 – Comparaison des modèles de diffusion linéaire et non-linéaire présentés par Roering et al., (1999, 2001). a) Elevation (A) et pente topographique (B) le long d’un profil pour un versant théorique modélisé par une équation de diffusion linéaire et non-linéaire avec une érosion uniforme et constante. Ces profils théoriques sont comparés à un profil réel observé dans la région de l’Oregon Coast Range aux Etats-Unis. Il peut être observé que le modèle de diffusion linéaire prédit une augmentation de pente constante le long du profil incompatible avec les observations. b) (A) Schéma des expériences de transports sédimentaires à l’équilibre. (B) Profil de vitesse de grains constitué une pile dont la pente est égale à 0.4. (C) Relation entre le flux sédimentaire et la pente du versant simulé de l’expérience.....9

Figure 1.5 – Photos de différents types de rivières. a) Rivière alluviale de Rio Puerco au Nord du Nouveau Mexique dont le lit et les berges sont composés de sédiments non consolidés (Photo prise par

Paul Bierman (Bierman and Montgomery, 2014)). b) Rivière Shimanto pouvant être considérée comme mixte alluviale-rocheuse dans la région de Shikoku, Japon (Zhang et al., 2018). c) Rivière à lit rocheux située dans le parc national de Taroko, Taiwan.....	15
Figure 1.6 – Illustration des trois modes de transport sédimentaire (Charge dissoute, charge en suspension et charge de fond) par les rivières (Bierman and Montgomery, 2014).....	16
Figure 1.7 – Relation entre la largeur et l’aire drainée pour des rivières à lit rocheux à l’équilibre (Whipple et al., 2013). Les relations en loi puissance de rivières alluviales (Parker et al., 2007) et de rivières mixtes alluviales et à lits rocheux (Hack, 1957) sont montrées en comparaison.	19
Figure 1.8 – Représentation schématique d’un profil de rivière en fonction de la relation entre la pente et l’aire drainée (modifié d’après Kirby and Whipple, (2012)). a) Exemples montrant l’influence de l’indice de concavité θ sur le profil de la rivière et la relation pente-aire drainée. b) Comparaison de deux profils dont l’indice de concavité est similaire mais avec un indice de pente k_s différent.	21
Figure 1.9 – Diagramme pente-aire drainée typique le long d’un profil de rivière situé sur un bassin proche de Xi’an en Chine (Mudd et al., 2018). Ce diagramme montre la large dispersion des pentes et la discontinuité des données causé par le caractère hiérarchique de l’aire drainée.....	22
Figure 1.10 – Schémas simplifiés de la morphologie des <i>knickpoints</i> et <i>knickzones</i> le long d’un profil longitudinal et leur expression dans la relation pente-aire drainée (Lague, 2014).	23
Figure 1.11 – Illustration simplifiée du changement vers l’aval de la morphologie des rivières et de l’initiation des plaines d’inondation le long des vallées confinées, partiellement confinées et non-confinées (Jain et al., 2008).....	24
Figure 1.12 - Graphique montrant l’aire drainée en fonction de la pente topographique locale au niveau de tête de réseau cartographiées sur le terrain par Montgomery D.R. and Dietrich W.E., (1988). Les mesures ont été effectuées dans les régions de Coos Bay en Oregon (cercles noirs plein), Sierra Nevada (triangles noirs) et Marin County (cercles blancs) en Californie.....	26
Figure 1.13 – Schéma simplifié du diagramme pente-aire drainée à l’échelle d’un bassin versant résumant les interprétations possibles des différents comportements observés dans la littérature (Tseng et al., 2015). Les études indiquées en gris clair représentent un échantillon de la littérature sur le sujet.....	27
Figure 1.14 - Diagramme pente-aire drainée de la Tennessee Valley dans la région du Marin County en Californie (a) et son interprétation (b) (Montgomery and Foufoula-Georgiou, 1993). Les points représentent les valeurs moyennes. Le diagramme de gauche a été obtenu à partir d’un MNT à 2 m de résolution.....	29
Figure 1.15 - Diagramme pente-aire drainée pour le bassin de Brushy Creek en Alabama, Etats-Unis (Ijjasz-Vasquez and Bras, 1995). Quatre domaines avec différentes tendances entre la pente et l’aire drainée sont observés. I : Versant, II : Vallée concave non-chenalisée, III : Zone de transition et IV :	

Réseau chenalisé. Les points représentent la moyenne des pentes. Le MNT utilisé a une résolution de 30 m.29

Figure 1.16 – Diagramme pente-aire drainée obtenus à partir de MNT LiDAR à 2 m de résolution pour différentes rivières subdivisées en différentes lithologies (a) et la cartographie correspondante aux différents domaines (I, II, III, IV) décrits en (a) (Booth et al., 2013).29

Figure 1.17 – Diagrammes pente-aire drainée du bassin de Liwu, Taiwan sur différentes lithologies (Ramsey et al., 2006). a) Diagramme pente-aire drainée sur des ardoises et b) sur des marbres. Les points gris claires indiquent les données brutes tandis que les points noirs indiquent la moyenne logarithmique. Ces deux diagrammes ont été obtenus à partir de MNT d’une résolution de 40 m.30

Figure 1.18 – Exemple de cartographie de glissement de terrain. a) Cartographie manuelle de sources et dépôts de glissement de terrain dans la région de Kaikoura, Nouvelle-Zélande (Dellow et al., 2017). b) Cartographie automatique de l’évolution temporelle d’un glissement de terrain basée sur l’information spectrale infra-rouge (Behling et al., 2016b). Les images infra-rouge et optiques sont montrées en haut et la cartographie automatique correspondante est montrée en bas.34

Figure 1.19 – Distribution aire-fréquence type des inventaires de glissement de terrain. a) Représentation schématique des composants principaux d’une distribution aire-fréquence non-cumulative. b) Distribution aire-fréquence d’inventaires de glissements de terrain de plusieurs études superposées sur les courbes empiriques obtenues par Malamud et al., (2004) (en noir). Les deux figures sont originaires de Tanyaş et al., (2019).36

Figure 1.20 – Caractérisation de la relation d’échelle volume-aire empirique des glissements de terrain de Larsen et al., (2010). a) Volume vs aire des glissements de terrain incluant le socle rocheux ($n = 604$), le sol ($n = 2,136$) et indifférenciés ($n = 1,491$). La relation volume-aire peut être décrite par une loi puissance avec $\log \alpha = -0.836 \pm 0.015 (L(3 - 2\gamma))$, $\gamma = 1.332 \pm 0.005$ avec $R^2 = 0.95$. b) Exposant d’échelle γ pour différents inventaires de glissements de terrain à travers le monde et classifié selon le type de matériel impliqué dominant.37

Figure 1.21 – Illustrations des sources d’incertitudes dans l’analyse d’inventaire de glissements de terrain et de leurs implications. a) Cartographie par Gorum et al., (2011) après le séisme de Wenchuan de 2008 réalisée à partir de d’image ASTER à 15m de résolution montrée sur une image SPOT 5 avec une résolution de 2.5 m (Marc and Hovius, 2015). b) Distributions aire-fréquence de trois inventaires d’un même site caractérisés par une proportion d’amalgamation différente (Tanyaş et al., 2019). La proportion d’amalgamation diminue de l’inventaire Set-1 à Set-3. Les plus gros points indiquent la présence du *rollover*. c) Distribution aire-fréquence et la loi puissance associée de l’inventaire de glissements de terrain induit par le séisme de Northridge en 1994 et cartographié par Harp and Jibson, (1996) (Tanyaş et al., 2019). La différence entre le nombre de glissements prédits par la loi puissance et

le nombre de glissement dans l'inventaire est montré. d) Sensibilité de la valeur de l'exposant γ sur la prédiction du volume total des glissements de terrain (Larsen et al., 2010).40

Figure 1.22 – Représentations diverses d'un glissement de terrain déposé dans la vallée fluviale d'Almeda Creek, Californie. a) Orthophoto à 0.6 m de résolution collectée par le Programme National d'Imagerie Agricole (NAIP) aux Etats-Unis (disponible ici : USDA National Agriculture Imagery Program (NAIP) - ScienceBase-Catalog). b) MNT SRTM à 30 m de résolution. c) MNT à 10 m de résolution disponible dans le cadre du Programme d'Elevation 3D (3DEP) de l'U.S. Geological Survey (USGS). d) MNT LiDAR à 1m de résolution et e) le nuage de points brute classifié, collecté par le Centre National pour la cartographie Laser Aéroportée (NCALM, (Murphy, 2019)). Les données topographiques sont disponibles sur OpenTopography (OpenTopography - Alteration of Groundwater Flow due to Slow Landslide Failure, CA, dernier accès : 18 octobre 2021). f) Coupe transversale de la rivière en aval du glissement à 30 m, 10 m et 1 m de résolution et du nuage de points LiDAR.44

Figure 1.23 - Evolution de la recherche basé sur des données LiDAR en géomorphologie de 1998 à 2020 (inspirée de Roering et al., (2013)). La courbe noire pleine montre l'évolution du nombre de résultats associé à la recherche « lidar AND geomorphology » sur google scholar. Les courbes rouges et bleues en pointillé indiquent respectivement l'évolution du nombre de points LiDAR et de projets disponibles sur OpenTopography. Les données permettant la création de ce graphique ont été obtenues par correspondance avec Christopher Crosby, manager de projet chez OpenTopography (OpenTopography, 2022).45

Figure 1.24 – Illustration d'acquisition de données LiDAR aéroporté (A) et du géoréférencement directe (B). La figure de gauche est inspirée de la figure de Johnson et al. (2014). La figure de droite est de (Vallet, 2011).47

Figure 1.25 – Illustrations des chemins d'écoulement décrits sur les versants divergents (a) et dans les rivières chenalisés (b) par les méthodes D8 et D_{∞} respectivement. Les couleurs sont proportionnelles à l'aire drainée. En b) un seuil d'aire drainée a été appliqué pour ne garder que le réseau hydrographique. Le calcul D_{∞} a été effectué sans (en rouge) et avec (en noir) l'utilisation d'un filtre de Wiener lissant la surface topographique (Wiener, 1949). Dans les deux cas, le réseau extrait reste étroit. Les calculs sont effectués sur un MNT LiDAR à 1m de résolution d'un bassin situé en Californie.51

Figure 1.26 - Illustration de la simulation hydraulique 2D, calculée avec le modèle Floodos (Davy et al., 2017), sur un bassin versant situé dans l'Utah aux Etats-Unis. a) Carte montrant la hauteur d'eau simulée et le topographie du bassin. b) Profil transversal d'une section de la rivière montrant notamment la surface de la hauteur d'eau simulée. Cette illustration montre la différence fondamentale entre la simulation hydraulique 2D et les méthodes simples de description de flux décrite dans la section précédente qui ne sont pas dédiées à la modélisation de la surface d'eau. De plus, la largeur de la rivière est implicitement donnée par le model.53

Figure 1.27 – Exemples d’analyse du diagramme pente-aire drainée à l’aide de données LiDAR haute résolution. a) Diagramme pente-aire drainée montrant les tendances moyennes à partir de MNT avec une résolution de 1 m, 10 m et 30 m (Tarolli, 2014; Tarolli and Dalla Fontana, 2009). b) Relations pente-aire drainée avant et après le passage du typhon Morakot à Taiwan en 2009 (Tseng et al., 2015).56

Figure 1.28 – Exemples de réseaux hydrographiques extraient à partir des méthodes développées par (a) Passalacqua et al. (2010a, 2010b), (b) Pelletier (2013) et (c) Clubb et al. (2014). Les cercles blancs montrent les têtes des chenaux relevés sur le terrain. La topographie représente un des bassins de Indian Creek dans l’Ohio, Etats-Unis, et est illustrée par des courbes de niveaux avec un intervalle de 10 m. La figure a été modifiée d’après Clubb et al., (2014).57

Figure 1.29 – Diagramme A^*-Q^* d’un bassin versant de la rivière Eel, en Californie, Etats-Unis, avec l’extension du réseau hydrographique extrait selon le seuil Q^* utilisé (Costabile and Costanzo, 2021). HCN : Chemin d’écoulement des versants et des chenaux, CN : chemins d’écoulement chenalisés. ...59

Figure 1.30 – Illustration de la méthode d’extraction de la largeur de pleine berge par Sofia et al., (2015). a) Carte de la courbure minimum et du transect considéré et b) Diagramme quantile-quantile de la courbure minimum C_{min} . La valeur en rouge correspond au seuil utilisé pour extraire la largeur de pleine berge en c) (environ 2 m ici).61

Figure 1.31 – Exemple d’application des données LiDAR pour la détection des glissements de terrain. a) Cartographies d’une zone avec des glissements de terrain dans la région de Rio Cordon en Italie (Tarolli et al., 2012). 1. Cartographie de cicatrices d’arrachement de glissements de terrain et d’érosion de berge de rivière. 2. Cartographie de la courbure dérivée d’un MNT à 0.5 m de résolution et 3. Caractéristiques morphologiques extraites par la méthode de (Tarolli et al., 2012). Les flèches rouges indiquent la présence d’instabilités de pente cartographiées sur le terrain tandis que les flèches bleues indiquent des caractéristiques morphologiques non relative aux glissements de terrain. b) Carte des taux de déplacements verticaux du glissement de terrain de Montaguto en Italie. La figure est originaire de (Ventura et al., 2011).63

Figure 2.1 – Description schématique de la marche des précipitons en mode stationnaire vue de dessus (en haut) et en perspective (en bas ; d’après Croissant (2016)). Les flèches illustrent le débit de direction et la flèche rouge indique la direction la plus probable.....68

Figure 2.2. Illustration of drainage area values calculated by a D_∞ flow routing of a river section wider than the grid resolution. The river is located in New Zealand near Wellington. Aerial photo and DEM resolutions are 0.3m and 1 m respectively (LINZ, 2014, 2017b).72

Figure 2.3. Simulated water depth resulting from the Riverlab model applied to the Elder Creek catchment located in California, USA. The water depth is superimposed on the LiDAR-DEM of the Elder Creek basin (Dietrich, 2014). Kn1 and Kn2 are two knickpoints. A cross-section of the river with the water surface is shown.77

Figure 2.4. a) 2D histogram between the drainage area A calculated from a D^∞ flow algorithm and the specific drainage area a_s calculated from the Riverlab model for a runoff rate of 10 mm/h. b) Map of a_s and cross-section perpendicular to the river showing the two variables. Values in red corresponds to $a_s > 10^5 \text{ m}^2/\text{m}$. Note the logarithmic scale for $a_s(r)$ and A79

Figure 2.5. Effective flow width $w(r)$ vs wetted width measured for 35 cross sections along the channel network for $r = 10 \text{ mm/h}$. a) $w(r)$ vs wetted width. Wetted width is measured where water depth is higher than 10 cm. The measurement uncertainty of the wetted width is set to 2 m (1 pixel for each side of the channel). b) Three cross-sections showing different channel morphologies for which: (1) $w(r)$ equals the wetted width, (2) $w(r)$ is lower than the wetted width and (3) $w(r) \ll$ wetted width. The number associated to each section is shown in blue in a).....80

Figure 2.6. Comparison between the hydraulic slope S_h and the topographic slope S . a) 2D histogram of S_h vs S . The number of bins in x and y axis is 100. b) Subset of the Elder Creek catchment near knickpoint Kn1, showing the ratio between the two variables. Two cross sections show both situations where hydraulic slope is lower than topographic slope and vice versa.....81

Figure 2.7. 2D density plot of a) the traditional slope-area relationship and b) the new hydraulic slope-area of the Elder Creek catchment. The hydraulic slope and specific drainage area are computed for $r = 10 \text{ mm/h}$. c) Geomorphic domains classified by the slope-area approach. d) Geomorphic domains classified by the hydraulic slope-area approach.82

Figure 2.8. a) Slope-area and b) hydraulic slope-area diagrams with blue points representing pixels located in domain III of the hydraulic slope-area diagram (Figure 2.7b). Black arrows represent the average slope and specific drainage area or drainage area for the two knickpoints Kn1 and Kn2 (Figure 2.3). The black square represents a channel widening upstream of Kn2.84

Figure 2.9. Effect of the pixel size on the mean a) S - A and b) S_h - a_s trends. Curved lines represent the average slope for the given a_s or A log interval. Vertical lines highlight the critical specific drainage area ($a_{s,c}$) or drainage area (A_c) between two domains according to the given grid cell size.....85

Figure 2.10. Multi-runoff analysis of the S_h - a_s diagram. a) 2D histogram of the hydraulic slope-area relationship for $r = 1 \text{ mm/h}$. The color scale represents the ratio between the specific drainage at a runoff rate of 100 mm/h ($a_{s(100)}$) and 1 mm/h ($a_{s(1)}$) measured on the same pixel. White squares and triangles represents the mean a_s and S_h values of the channel and the floodplain, respectively, along the cross-section A-B (Figure 2.10b) for runoff rates of 1 mm/h and 100 mm/h. b) Map of the $a_{s(100)}/a_{s(1)}$ ratio. Location of this map in the Elder Creek catchment is shown in Figure 2.14. c) Cross-section of the A-B profile in b) showing the water surface for different runoff rates together with the $a_{s(100)}/a_{s(1)}$ ratio. The horizontal dashed-line is set to $a_{s(100)}/a_{s(1)} = 1$. Note the log-log scale for the $a_{s(100)}/a_{s(1)}$ ratio in the above figures.86

Figure 2.11 - 2D histogram of flow width vs. drainage area for a runoff rate $r = 10$ mm/h and the wetted width vs. drainage area. The drainage area A values were calculated with a D8 flow algorithm applied to the specific discharge map where $A \geq 10^4$ m ² . The best fit is estimated on binned data.....	87
Figure 2.12 - Flow width vs drainage area in function of the DEM resolution for a runoff rate $r = 10$ mm/h.	88
Figure 2.13. Multi-runoff analysis of the flow width vs drainage area relationship. a) $w(r)$ - A for runoff intensities of 1 mm/h, 10 mm/h and 100 mm/h. b) 2D histogram of the ratio between the flow width at 100 mm/h and 1 mm/h ($w_{(100)}/w_{(1)}$ ratio) vs drainage area.....	89
Figure 2.14. Map of the Elder Creek catchment showing geomorphic domains classified from the single runoff hydraulic slope-area ($r = 10$ mm/h) and multi-runoff $w(r)$ and $a_s(r)$ analyses. a) Overview of the Elder Creek catchment map. An operation of dilatation has been applied to the channel domain to increase the river segment width by a factor of 2. This operation has not been applied in b) and c). Pixels in blue and red belongs to the channel domain. b) Focus on knickpoint Kn2 for which an upstream widening and floodplains are observed. c) Same area as b) classified from the slope-area analysis.....	93
Figure 2.15. Potential detection of anomalous river geometry using the S_h - a_s diagram. a) Sketch describing theoretical local variations of the specific drainage area and slope due to anomalous river geometry. b) Map of the hydraulic slope to mean hydraulic slope ratio ($ShSh$), defined for $r = 10$ mm/h, focusing on the knickpoint Kn2.....	94
Figure S2.16. Probability density function of the mean daily runoff rate calculated from USGS discharge data from 1967 to 2019 at the gaging station of Elder Creek. The name of the site is USGS 11475560 Elder C NR Branscomb CA.	97
Figure S2.17. Kernel density estimation of both hydraulic (S_h) and topographic slopes (S) located in the river where $a_s > 10^6$ m ² /m.	97
Figure S2.18. S_h - a_s and S - A derivatives with identification of threshold values separating the domains I to III.	98
Figure 3.1 – Carte de la région de Kaikoura montrant les caractéristiques du séisme de novembre 2016 et la densité de glissements de terrain co-sismiques induit. La densité de glissements de terrain a été estimée à partir de l’inventaire fourni par Massey et al., (2020) et calculée pour une grille de résolution de 1 km ² en utilisant un rayon de recherche de 6 km aux alentours de chaque point. La topographie est illustrée à partir de l’ombrage d’un MNT à 8 m de résolution de 2012 (Geographx, 2014, dernier accès: 08-12-2021) recouvrant l’intégralité de la Nouvelle-Zélande. L’extension des failles actives a été récupérée à partir de la base de données des failles active de Nouvelle-Zélande (Langridge et al., 2016)	102

Figure 3.2 – Carte du bassin versant de Towy-Robson montrant l’extension des données LiDAR disponibles. Les caractéristiques des données LiDAR sont présentées en Table 3.1. Les images aériennes de la carte ont été acquises entre 2015 et 2019 (Canterbury, 2019). 104

Figure 3.3 - Maps of the regional context and location of the study area: (a) regional map of Kaikoura with the location of the 2016 Mw 7.8 earthquake, associated active faults and the study area; orthoimages focused on the study area dated before (b) and after (c) the earthquake with the 5 km² lidar dataset extent used in this paper (all images are available at <https://canterburymaps.govt.nz/about/feedback/> (last access: 18 July 2021); Aerial Surveys, 2017)..... 112

Figure 3.4 - Analysis of two main parameters of the M3C2 algorithm: the normal scale D and the projection scale d. Panel (a) shows the ratio between the normal scale and mean roughness for different normal scale values (circles, left y axis), and the fraction of the pre-earthquake core points for which the normal scale is 25 times larger than the local roughness (squares, right y axis). The dashed line highlights the percentage of points with $\frac{D}{d} > 25$ in the pre EQ data for D=10 m. Panel (b) shows the percentage of computed points with a confidence interval of 95% versus the projection scale d. The percentage of nonsignificant points is represented as well as the percentage of points where the level of detection (LoD_{95%}) was computed (i.e., with at least five points on each point cloud). The dashed line is set to 95% and highlights the threshold above which the projection scale is large enough to compute the LoD_{95%} on most of the core points. 118

Figure 3.5 - (a, b, c) Workflow of the 3D point cloud differencing method for landslide detection and volume estimation with schematic representations of the different steps: (a) the 3D measurement step with the shadow zone effect, where the red lines show the normal orientation; (b) the vertical-M3C2 step; (c) segmentation by the connected component. The resulting sources and deposits are individual point clouds illustrated in the figure using different colors..... 119

Figure 3.6 - (a) Map of 3D-M3C2 distances on stable areas and (b) the associated histogram. The map only displays 3D-M3C2 distance in the areas chosen as stable for ICP registration and shows the post-earthquake orthoimage otherwise (Aerial Surveys, 2017). 121

Figure 3.7 - Illustration of two types of labeled false detections. (a) A false detection located in a forest due to vegetation incorrectly classified as ground in the pre-EQ point cloud. The false detection is overlaid on the post-EQ orthoimagery (Aerial Surveys, 2017). The apparent negative topographic change creates a source. Note the limited penetration of the pre-EQ lidar in the dense evergreen forest that makes ground classification extremely difficult. (b) A false detection due to pre-EQ intra-survey registration errors. Yellow points on the post-EQ orthoimagery (Aerial Surveys, 2017) and the M3C2 distance field indicate patches of significant change that are a false detection. They occur due to a complex combination of intra-line errors related to time-dependent attitude and position errors and intra-survey flight-line registration error. Flight line 524 appears to be correctly registered to the post-EQ

data, but flight line 217 is slightly misaligned, which increases the likelihood of significant change detection. 124

Figure 3.8 - Maps of the different steps of the workflow to generate the provisional landslide inventory. Panel (a) shows the 3D-M3C2 distances from the geomorphic change detection step. Panel (b) displays significant changes ($>LoD_{95\%}$), indicating areas filtered in the river and by the segmentation procedure. The forested areas calculated as a function of the number of lidar returns on the post-EQ data are also indicated in green (see Sect. 3.5). Panel (c) shows the provisional inventory after the application of a minimum area of 20 m². The labeled source inventory is also shown. Results are overlaid on the post-earthquake orthoimagery (15 December 2016, Aerial Surveys, 2017). 128

Figure 3.9 - The proportion of false detections in the labeled inventory and the 3D-predicted inventory (forest-free and forested areas) with source area. 129

Figure 3.10 - Cumulative density functions of the different metrics introduced in Sect. 3.5.2 using the labelled inventory. The distributions are presented according to landslide sources and false detections in forest-free and forested areas. 130

Figure 3.11 - Map of the 3D-predicted inventory with vertical-M3C2 distances after the application of TCDD = 18m and TSNR = 1.45 in forest-free areas and TCDD = 28m in forested areas. The landslide inventory is overlaid on the post-EQ orthoimagery (15 December 2016, Aerial Surveys, 2017). Landslide sources are in blue, and landslide deposits are in red. 133

Figure 3.12 - Comparison between (a) the 3D-predicted inventory and (b) manual mapping based on 2D orthoimage comparison. Each landslide source is shown as a single colored polygon. Panel (c) shows a detailed comparison of typical mapping differences between the 2D and 3D approaches. Data are overlaid on the post-EQ orthoimagery (15 December 2016, Aerial Surveys, 2017) and the post-EQ DEM is shown on the right. Panel (c) also shows that the detected negative topographic change by the 3D-PcD method under a dense forested area is consistent with the development or reactivation of retrogressive failure planes with visible scarps in the hillshade view around the main landslide. The 2D orthoimagery cannot detect these mainly vertical changes under forest, which do not affect the texture of the image. 135

Figure 3.13 - Landslide source inventory analysis of the study area: (a) landslide area distribution of the 3D predicted inventory, the labelled sources, the 2D inventory and Massey et al. (2020); (b) landslide volume distribution of both the 3D-predicted inventory and the labelled source inventory; (c) volume-area scaling relationships, showing the uncertainty in the volume and a comparison with the relationships from Larsen et al. (2010) and Massey et al. (2020) obtained in New Zealand. The landslide mean depth versus area is also presented in the inset in panel (c). All scaling parameter values are summarized in Table 3.6. Fits correspond to least squares fitting of a power law to log-binned data above a manually selected cut-off. 138

Figure 3.14 - Comparison between vertical differencing (vertical-M3C2) and 3D differencing (3D-M3C2) on the post-EQ point cloud, subsampled randomly two times to generate two point clouds of the same surface with different sampling techniques (same surface different sampling test). Panel (a) displays the resulting change detection maps of the two different techniques, and panel (b) presents the histogram of the computed distances with the two techniques.....	140
Figure 3.15 - Two different points of interest in the 3D-predicted inventory illustrating various type of landslide mechanisms (blue is erosion, and red is deposition). (a) An area mostly dominated by rock avalanche, where large rockfalls are also expected. (b) A debris slide with mostly translational movement (A), and a slump with likely rotational to translational displacement (B). The post-earthquake orthoimage is overlaid on the point cloud (15 December 2016; Aerial Surveys, 2017).	147
Figure 3.16 - Landslide source area distributions for different inventories. Panel (a) shows a comparison between the 3D-predicted inventory, the labeled false detections and sources' inventories. The two other comparisons are based on the resulting inventories with different (b) registration error (<i>reg</i>) and (c) minimum segmentation distance (<i>D_m</i>) values. All plots share the same y axis. Values of the parameters used for this study are colored in red.	150
Figure 3.17 - Number of 2D corrected sources over number of 3D sources as a function of the source area. Assuming that the 3D inventory is nearly complete, this measure represents the ratio of completeness of the 2D inventory.	151
Figure 4.1 – Carte de la zone d'étude montrant les orthophotos aériennes prises lors de l'acquisition des données LiDAR de 2017 et les glissements de terrain induits par le séisme de Kaikoura détectés dans le chapitre 3. La ligne rouge montre l'étendue des MNT LiDAR de 2017 et 2019 (LINZ, 2017a).	168
Figure 4.2 - Chaîne de traitements des données LiDAR pour la détection de changements topographiques et l'analyse morphologique à partir de simulation hydraulique 2D dans le cas où les données haute résolution recouvrent partiellement l'étendue du bassin versant.	169
Figure 4.3 - Analyse du rapport entre l'échelle de normale D et la rugosité moyenne en fonction de différentes échelles de normale pour les MNT de 2017 et 2019 du bassin de Towy-Robson. Le pourcentage de points dont ce rapport est supérieur à 25 est aussi indiqué.	172
Figure 4.4 – Cartes illustrant l'étape d'estimation de l'aire drainée sur l'ensemble du bassin versant de Towy-Robson et d'interpolation sur les bordures du MNT-HR. Les valeurs d'aire drainée inférieures à 10 ⁴ m ² ont été saturées afin de simplifier la lecture de la carte.	175
Figure 4.5 – Illustration montrant un exemple des conditions limites du modèle hydrodynamique selon l'approche par réduction du domaine de calcul. Ici, les conditions aux limites sont définies pour un <i>A_{seuil}</i> = 10 000 m ²	177

Figure 4.6 – Résultats de l’assemblage du nuage de points 3D de 2019 à celui de 2017 (LINZ, 2017a). Les cartes du bassin versant de Towy-Robson représentant les distances M3C2 3D avant (a)) et après (b)) assemblages sont présentées ainsi que les zones stables considérées pour l’évaluation de <i>reg</i> (c). Les histogrammes des distances 3D de chaque carte sont présentés respectivement de d) à f). Le nombre de point dans chaque classe est normalisé par le nombre maximum de point dans une classe.	179
Figure 4.7 – Carte du bassin versant de Towy-Robson représentant les distances 3D-M3C2 calculées entre les nuages de points de 2017 et 2019 (LINZ, 2017a) et estimation des volumes d’érosion et de dépôts dans la rivière. Les points bleus montrent les zones en érosion tandis que les points rouges montrent les zones de dépôts.	181
Figure 4.8 – Carte du bassin versant de Towy-Robson illustrant un exemple de sous-bassin versant non pris en compte dans le calcul de la simulation hydraulique pour $A_{seuil} = 1 \text{ km}^2$. Le réseau hydrographique défini par $A_{seuil} = 1 \text{ km}^2$ (bleu) et $A_{seuil} = 10,000 \text{ m}^2$ (noir).	182
Figure 4.9 – Sous-estimation du flux d’eau total en entrée en fonction de l’aire drainée seuil considérée suivant l’approche de réduction du domaine de calcul en amont de la simulation hydraulique.	182
Figure 4.10 – a) Evolution de la hauteur d’eau moyenne en fonction du temps t de la simulation. Les symboles en rouge correspondent au temps t où l’état stationnaire est atteint pour un seuil d’aire drainée considéré A_{seuil} . La hauteur d’eau moyenne est calculée pour une gamme d’aires drainées spécifiques égale à $A_{seuil} \leq as < 10.A_{seuil}$. Le nombre de précipiton N en entrée du modèle et le temps t_p associés à chaque A_{seuil} considéré sont indiqués. b) Temps de calcul pour atteindre l’état stationnaire en fonction de A_{seuil} (i.e. le temps de calcul correspondant aux symboles rouge en a)).	184
Figure 4.11 – Diagrammes pente-aire drainée hydrauliques sur le bassin de Towy-Robson en 2017 (a) et 2019 (b) et sur le bassin d’Elder Creek (c) ainsi que le diagramme pente-aire drainée classique en 2017 (d). Les diagrammes en a) et b) ont été calculés à partir de simulations hydrauliques pour lesquelles l’état stationnaire est atteint pour $A_{seuil} = 10^2 \text{ m}^2$. Les points situés dans les encadrés M1 et M2 sont cartographiés en Figure 4.12a. Tous les diagrammes sont présentés sous forme d’histogramme 2D pour lesquels la couleur est proportionnelle au nombre de points dans chaque intervalle de pente hydraulique et d’aire drainée spécifique ou de pente topographique et d’aire drainée.	185
Figure 4.12 – Carte montrant une partie du bassin de Towy-Robson classifiée à partir de l’analyse pente aire-drainée hydraulique (Figure 4.11). a) Carte du bassin classifié en 2017 et b) carte du bassin classifié en 2019.	187
Figure 4.13 – Illustration du résultat de l’interpolation par plus proches voisins utilisée pour estimer l’aire drainée amont en bordure du MNT haute résolution.	190

Liste des tables

Table 1.1 – Valeurs du coefficient C_f et des exposants α et β selon la loi de friction considérée.	11
Table 1.2 – Table de référence des valeurs du coefficient de Manning n pour les chenaux actifs et les plaines d’inondation (modifié d’après (Chow, 1959; Powell, 2014)).	12
Table 3.1 – Informations sur les données LiDAR recouvrant le bassin de Towy-Robson. La valeur du nombre de point et de la superficie est donnée pour l’étendue des données sur le bassin de Towy-Robson uniquement.	103
Table 3.2 - Information on the lidar data used in this study.	113
Table 3.3 - Statistics of the labeled inventories according to each combination of filtering metrics. FPrate is given as $FPrate = FP / (FP+TN)$, where FP represents the false detection present in the labeled predicted inventory. Bold values highlight the best result in each column for the given class (forest-free and forested areas).	132
Table 3.4 - Statistics of the predicted inventory with the percentage located in forest-free areas given in parentheses.	133
Table 3.5 - Summary of the comparison between the 2D- and the 3D-predicted landslide source inventories. For the 2D inventory, the percentages are calculated with respect to the corrected total in which the 2D sources corresponding to 3D deposits are removed. NA stands for not available.	136
Table 3.6 - Power-law scaling parameter values of the relations shown in Figure 3.13. Log α and γ are scaling parameters from the landslide volume–area relationship (Eq. (3.1)). Units of α are $(L^{3-2\gamma})$, with L in meters. The respective landslide source area and volume distribution coefficients are b and d, and the exponents are c and e, respectively. The coefficient of determination R^2 is also given for each power-law fit function. The total volume refers to the application of the V-A relationship to the landslide areas of the 3D-predicted inventory.	139
Table 4.1 – Valeurs des paramètres utilisés dans ICP-M3C2 pour l’assemblage et M3C2 pour la détection de changements topographiques.	173
Table 4.2 – Valeurs de la transformation totale appliquée au données LiDAR de 2019.	179

Introduction générale

Les paysages terrestres sont façonnés par l'interaction complexe entre une multitude de processus de surface dont la dynamique et la distribution spatiale sont contrôlées au premier ordre par les mouvements tectoniques et le climat. La morphologie du paysage traduit ainsi la signature des principaux processus actifs sous-jacents. Cette relation entre formes et processus est fondamentale en géomorphologie quantitative et constitue la base de l'analyse morphologique dont l'objectif est d'identifier et de comprendre les mécanismes régissant l'évolution des paysages.

La distribution spatiale et l'importance des processus géomorphologiques varient au sein des bassins versants, l'unité fondamentale d'analyse des paysages. Dans les paysages fluviaux, les transferts de l'eau et des sédiments sont contrôlés par l'interaction entre les processus de versants et de rivières. Les versants constituent l'essentiel de la surface topographique et sont donc les sources principales de sédiments (Figure 0.1). Ils sont le siège de processus dit diffusifs et gravitaires qui transfèrent les sédiments vers les rivières et dont l'action tend à réduire le relief au cours du temps. Les rivières sont organisées en un réseau hydrographique chenalisé et arborescent au sein duquel les sédiments provenant des versants sont transportés jusqu'à l'exutoire du système. En fonction des conditions hydrauliques, sédimentaires et tectoniques locales, la géométrie des rivières (e.g. pente et largeur) varie et définit la capacité de celles-ci à inciser le socle rocheux, à transporter ou à déposer les sédiments. L'étendue spatiale et la structure interne des rivières sont donc deux éléments clés dans le contrôle de la distribution du relief (Perron et al., 2008, 2009) et du temps de réponse d'un bassin versant aux forçages tectoniques et climatiques (Howard and Kerby, 1983; Tucker and Slingerland, 1997; Whipple, 2001). De plus, ils déterminent le niveau de base des processus de transport de sédiments sur les versants, qui représentent un contrôle important du taux de dénudation des paysages (Whipple and Tucker, 1999). Ainsi, l'identification de la transition entre les versants et les rivières ainsi que la caractérisation de leur géométrie constitue un des enjeux clés de l'analyse morphologique des paysages en géomorphologie (Hurst et al., 2019; Montgomery and Foufoula-Georgiou, 1993; Tarolli and Dalla Fontana, 2009).

Dans les régions montagneuses à fort relief, les événements climatiques et tectoniques extrêmes, comme les séismes de forte magnitude ($M_w \geq 6$) et les typhons, peuvent induire d'importants changements topographiques à travers la génération de milliers de glissements de terrain (Figure 0.1). Ces glissements représentent un processus clés de l'érosion des versants et du paysage (Keefer, 1994; Malamud et al., 2004) et représentent un risque direct pour les populations (Pollock and Wartman, 2020). Ils sont aussi responsables de l'apport massif de sédiments dans le réseau hydrographique affectant grandement la morphologie et la dynamique des rivières et pouvant provoquer des aléas hydro-sédimentaires (e.g. création de lacs de barrage, érosion des berges, crues) présentant un risque supplémentaire pour les populations locales. Ainsi, la cartographie rapide, efficace et exhaustive des glissements de terrain est essentielle pour déduire des informations robustes sur leur distribution spatiale,

leur volume et les changements topographiques induits. Ces informations sont notamment cruciales pour (i) comprendre le rôle des événements extrêmes sur l'évolution et l'érosion des paysages (e.g. Hovius et al., 1997; Marc et al., 2016b, 2019; Parker et al., 2011) et (ii) mieux prédire et gérer les risques naturels directes et secondaires associés (Croissant et al., 2017a; Galli and Guzzetti, 2007; Guzzetti et al., 2012).

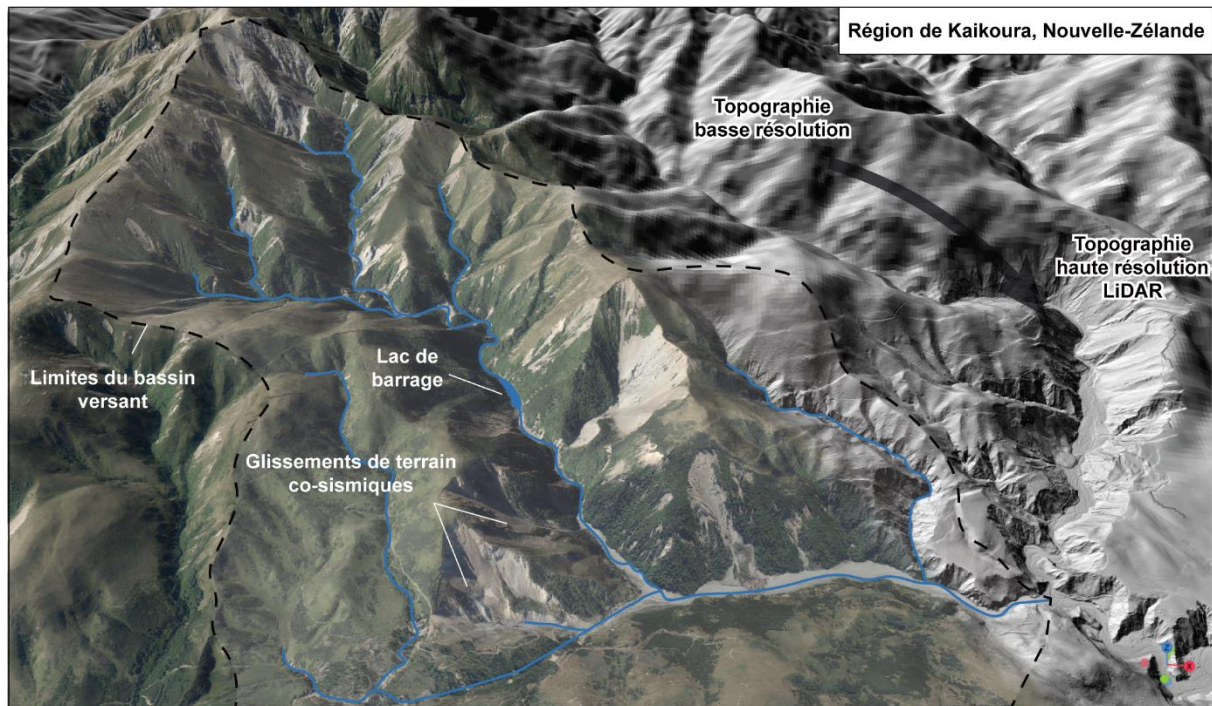


Figure 0.1 – Illustration de la structure d'un paysage fluvial montagneux dominé par les glissements de terrain. Ce bassin versant se situe dans la région de Kaikoura en Nouvelle-Zélande et constitue une zone d'étude de ce travail de thèse. Cette illustration met notamment en avant la différence de représentation des paysages entre des données topographiques globales à 30 m de résolution (en haut à droite, (NASA, 2013)) et LiDAR à 1 m de résolution (en bas à droite). Les images aériennes et les données LiDAR présentent sur cette figure ont été acquises en 2017 (LINZ, 2017a).

Répondre aux enjeux préalablement cités requiert au moins deux préalables majeures : (i) la capacité à décrire la géométrie des paysages à l'échelle d'occurrence des processus élémentaires d'érosion et de transports et (ii) la capacité à détecter et quantifier de manière précise la dynamique de ces processus.

L'introduction récente des données topographiques haute résolution, rendue possible notamment par la technologie LiDAR aéroportée, a révolutionné l'analyse morphologique des paysages et des processus. Cette technologie permet d'obtenir une représentation synoptique 3D de très haute précision (+- 10 cm) et haute densité (1-30 pts/m²) des paysages, compatible avec l'échelle spatiale d'occurrence des processus élémentaire d'érosion et de transport. Elle inclue à la fois la surface topographique, la végétation et les infrastructures et ce à une échelle régionale (plusieurs dizaines voire centaine de km²). Ainsi, le LiDAR aéroporté a permis l'augmentation drastique de la capacité à documenter les signatures topographiques des processus de surface ainsi que leur quantification précise (Tarolli, 2014). De plus,

la disponibilité croissante de données LiDAR multi-temporelles a fourni de nouvelles opportunités pour détecter et analyser les changements topographiques spatio-temporels permettant la caractérisation directe de la dynamique des processus géomorphologiques. De ce fait, les données lidar aéroportées ont été appliquées à de nombreuses problématiques de recherche en géomorphologie comme l'analyse des processus de versant et de chenalisation, l'identification du réseau hydrographique, la détection et le suivi des glissements de terrain, la caractérisation morphodynamique des rivières ou encore la prédiction des risques naturels (Okay et al., 2019; Roering et al., 2013; Tarolli, 2014). Chacune de ces applications ont conduit à des innovations méthodologiques permettant d'exploiter la riche quantité d'information fournie par cette technologie.

Cette thèse s'inscrit dans la poursuite de ces travaux de recherche. Son objectif principal est d'exploiter davantage le riche potentiel des données LiDAR haute résolution, en intégrant les derniers développements sur la simulation hydraulique 2D et la détection de changement 3D, afin de proposer de nouvelles approches concernant (i) l'analyse morphologique des paysages et (ii) la cartographie et l'analyse géométrique des glissements de terrain à haute résolution.

L'analyse morphologique des paysages est principalement réalisée à partir d'indicateurs topographiques dont l'objectif est de quantifier la forme des paysages et de révéler les processus d'érosion façonnant les reliefs. Ces indicateurs, comme la pente topographique et l'aire drainée, sont souvent dérivés de méthodes de description des écoulements de surface, initialement développées pour des modèles numériques de terrain basse résolution (≥ 30 m ou 1 pt/900 m²), qui ne permettent pas de capturer la complexité géométrique des paysages lorsqu'ils sont décrits à une échelle métrique voir sub-métrique. Ainsi, ces indicateurs ne sont pas adaptés à la description des structures haute résolution, comme la géométrie des rivières et les connexions versants-rivières. Dans ce travail, nous utilisons le modèle hydrodynamique 2D Floodos (Davy et al., 2017) qui a déjà montré sa capacité à décrire la structure fine des écoulements de surface et notamment la géométrie complexe des chenaux de rivières à haute résolution. Nous utilisons ce modèle pour définir de nouveaux indicateurs capables (i) d'identifier les connexions versants-rivières et (ii) de caractériser la largeur des rivières. Nous présentons également le potentiel de cette approche pour l'identification des plaines d'inondations et des *knickpoints*.

Actuellement, la cartographie des glissements de terrain (manuelle ou automatique) reste largement dominée par l'utilisation d'images aériennes et satellites. Cependant, comme ces images fournissent essentiellement des informations 2D, le volume des glissements de terrain est classiquement estimé de façon indirecte à partir d'une relation en loi puissance aire-volume (Larsen et al., 2010; Simonett, 1967). Cette approche est sujette à trois principales sources d'incertitudes comme (i) l'amalgamation des glissements de terrain, (ii) leur sous-détection et (iii) l'évaluation des paramètres de la loi puissance aire-volume. Ces incertitudes sont connues pour induire des erreurs importantes dans l'estimation du volume total des glissements de terrain et dans leurs propriétés statistiques (Marc and Hovius, 2015; Tanyaş et

al., 2019) pouvant impacter en retour la compréhension du rôle de ces agents d'érosion dans l'évolution des paysages et la gestion des risques associés. Même si la technologie LiDAR a permise de nombreuses avancées dans l'identification et la caractérisation des glissements de terrain (Okyay et al., 2019; Tarolli, 2014), la grande majorité se base sur l'utilisation de modèles numériques de terrain interpolés à partir de la structure 3D des données LiDAR. La production de ces modèles induit inévitablement une perte d'information et de précision limitant le potentiel des données LiDAR pour la détection des changements topographiques (Passalacqua et al., 2015). Notre approche dans ce travail est d'exploiter directement la structure 3D des données LiDAR, acquises à différentes périodes de temps, afin de réduire les incertitudes préalablement citées dans l'analyse des glissements de terrain. Pour cela, nous utilisons l'algorithme M3C2 (Lague et al., 2013) permettant le calcul de distance 3D entre deux nuages de points pour (i) l'identification et la création d'inventaires des glissements de terrain et (ii) le calcul de leur volume directement à partir des changements topographiques associés.

Ce travail de thèse est organisé en cinq chapitres :

- Le chapitre 1 présente un aperçu de l'état actuel des connaissances sur les formes caractéristiques et processus des versants et des rivières régissant l'évolution des systèmes fluviaux. Je présente ensuite les méthodes traditionnelles de détection et d'analyses des glissements de terrain et les problématiques associées. Une troisième partie est consacrée à la présentation de la technologie LiDAR. Je termine ce chapitre par la présentation des méthodes de géomorphométrie classiques et les innovations permises par les données LiDAR en lien avec les thématiques abordées dans cette thèse.
- Dans le chapitre 2, réalisé sous la direction de Dimitri Lague et Philippe Davy, nous explorons et discutons du potentiel de la simulation hydraulique 2D pour l'analyse haute résolution de la géométrie des paysages. Nous investiguons notamment le potentiel de nouveaux indicateurs hydro-géomorphiques dans l'identification des connexions versant-rivières, la caractérisation de la géométrie des chenaux ainsi que l'identification des plaines d'inondations et des structures anormales comme les *knickpoints*. Ce travail a été soumis et est actuellement en cours de révision dans la revue *Journal of Geophysical Research : Earth Surface*.
- Le chapitre 3 présente une étude réalisée sous la direction de Dimitri Lague et Philippe Steer, initiée lors de mon stage de Master 2. Dans ce chapitre, je présente une nouvelle méthode de détection et quantification du volume des glissements de terrain à partir d'acquisitions LiDAR répétées. Cette méthode se base sur l'analyse directe de nuages de points 3D acquis dans la région de Kaikoura en Nouvelle-Zélande avant et après le séisme de magnitude 7.8 ayant eu lieu le 14 novembre 2016. Ce travail a été publié dans la revue *Earth Surface Dynamics*.
- Le chapitre 4 est principalement dédié à la présentation d'une approche méthodologique préliminaire combinant à la fois (i) l'analyse morphologique à partir de simulation hydraulique 2D et (ii) la détection de changements topographiques à partir de nuage de points 3D LiDAR

pour l'analyse de la réponse post-sismique des paysages. Ce chapitre présente notamment une approche permettant l'application de la simulation hydraulique 2D dans les cas où les données haute résolution ne recouvrent pas l'intégralité du bassin versant. Je discute également de deux approches permettant de limiter le temps de calcul de la simulation hydraulique lorsque l'analyse morphologique concerne principalement l'analyse géométrique des rivières.

- Le chapitre 5 est une conclusion des principaux résultats de la thèse et présente de futures directions de recherche en lien avec les problématiques abordées.

Chapitre 1 :

Etat de l'art et problématiques

1 Etat de l'art et problématiques

1.1 Dynamique et organisation spatiale des processus géomorphologiques dans les paysages fluviaux

Dans les paysages fluviaux, où les rivières constituent l'agent principal d'érosion et de transport des sédiments, les bassins versants constituent l'unité fondamentale pour l'analyse des processus géomorphologiques car ils contrôlent les chemins de transfert des flux d'eau et de sédiments depuis les zones de hauts reliefs vers les bas-reliefs. Un bassin versant représente la surface totale drainée par une rivière et ses affluents dont les limites amont correspondent généralement aux lignes de crêtes (ou ligne de partage des eaux) et la limite aval correspond à l'exutoire, le point où la matière transportée par les rivières quitte le système (i.e. eau, sédiments et la charge dissoute). L'organisation des rivières en un réseau hydrographique hiérarchique, pour lequel les petits cours d'eau convergent ensemble pour former des rivières de plus en plus large, implique que les paysages sont naturellement organisés en petits bassins versants drainant successivement des surfaces de plus en plus grandes formant des plus grands bassins. Cette organisation hiérarchique est une propriété fondamentale des paysages car au premier ordre plus la surface drainée est grande plus l'énergie disponible pour éroder et transporter la matière vers l'exutoire du système est importante. Ainsi, l'aire drainée constitue un indicateur pertinent et souvent utilisé pour l'analyse morphologique des paysages et des processus.

Au sein des bassins versants, les processus géomorphologiques varient de façon prédictible vers l'aval façonnant les paysages en une multitude de formes caractéristiques. Malgré les tentatives de nombreux auteurs pour définir des termes précis pour décrire la grande diversité morphologique des paysages (e.g. Montgomery and Buffington, 1997; Montgomery and Foufoula-Georgiou, 1993), force est de constater que le vocabulaire (en français) reste parfois limité pouvant mener à des ambiguïtés dans le discours. Afin de limiter ces ambiguïtés pendant la lecture de ce manuscrit, le paragraphe suivant tente de définir quelques termes utilisés dans la suite de ce travail.

Les bassins versants peuvent ainsi être divisés en deux systèmes bien distincts que sont les versants et les rivières. Dans ce travail de thèse, nous considérerons **les rivières** comme *la surface topographique sur laquelle l'écoulement de l'eau est chenalisé entre des berges bien définies* (i.e. « *the channel network* » ; (Dietrich and Dunne, 1993)) et **les versants** comme *la surface topographique sur laquelle l'écoulement de l'eau n'est pas chenalisé* (Figure 1.1). Cette définition des versants inclue à la fois le domaine convexe et divergent près des crêtes (« *convex hillslopes* »), la surface topographique plane à pentes constantes ainsi que les vallées concaves et convergentes non chenalisées (« *unchanneled valleys* » or « *hollows* »). Cette définition diffère de celle utilisée par certains auteurs qui, dans un contexte d'analyse morphologique du paysage, utilisent le terme « versant » (« *hillslopes* ») exclusivement pour décrire le domaine convexe dominé par des processus diffusifs (Ijjasz-Vasquez and Bras, 1995; Montgomery and Foufoula-Georgiou, 1993; Willgoose et al., 1991c). Afin de clarifier le discours, nous utiliserons les termes « *versants diffusifs* » ou « *versants convexes* » pour décrire le

domaine convexe des versants lors de l'analyse morphologique des paysages. Par ailleurs, le terme « *vallée* » sera utilisé pour décrire spécifiquement la partie concave et convergente de la surface topographique à l'échelle du bassin versant (Figure 1.1). Cette définition inclue donc que les rivières font parties de la vallée. Nous utiliserons le terme « *vallée non chenalisée* » pour décrire spécifiquement la surface topographique concave et convergente n'intégrant pas les rivières (Montgomery and Foufoula-Georgiou, 1993).

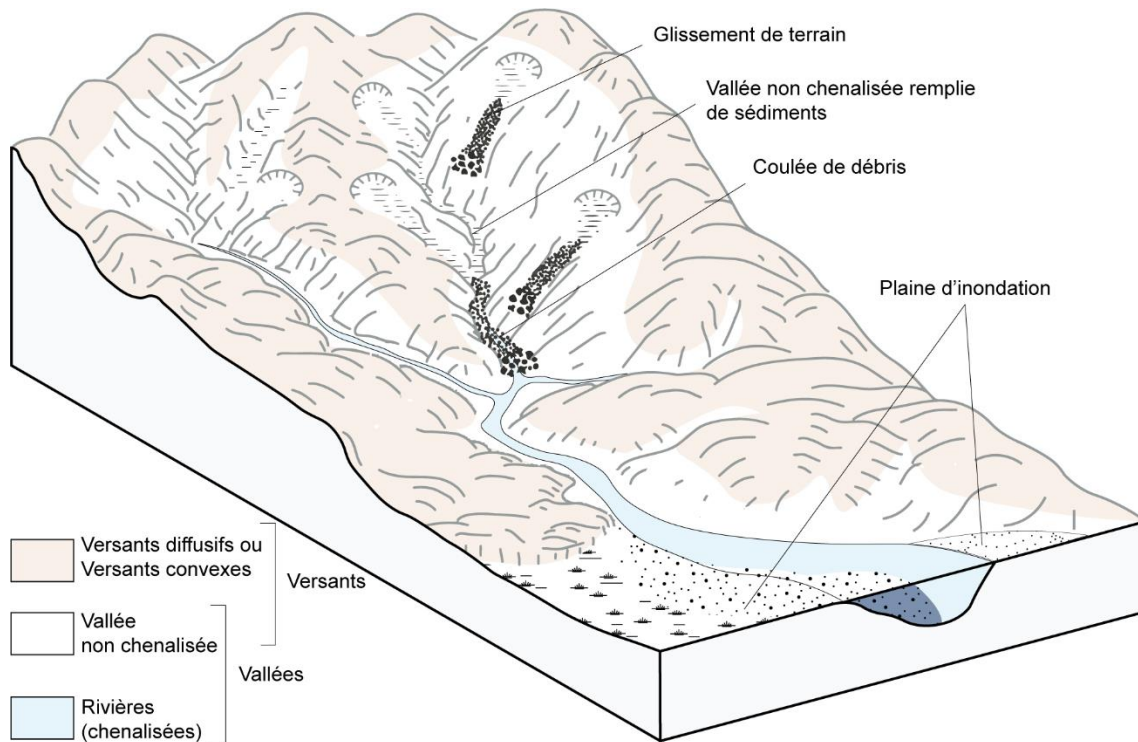


Figure 1.1 – Schéma simplifié d'un bassin versant illustrant les versants, les versants diffusifs ou convexes, les vallées et les vallées non chenalisées ainsi que le réseau chenalisé constituant les rivières (inspiré de (Stock and Dietrich, 2006)).

Les versants représentent la majeure partie de la surface terrestre et constituent les zones sources principales des sédiments. L'érosion et le transport de sédiments y sont dominés par des processus diffusifs (peu localisé) et/ou gravitaires dans les régions à fort relief pour lesquels les distances de transport de sédiments sont courtes, de l'ordre de quelques mètres au kilomètre. Au sein des versants, **les vallées** contrôlent l'acheminement de l'eau et des sédiments vers les rivières chenalisées qui déterminent la densité de drainage du paysage (Horton, 1945; Montgomery and Dietrich, 1989; Tarboton et al., 1992). **Les rivières** sont le siège de processus de transport sédimentaires dit advectifs pour lequel le transfert de sédiment peut se faire sur de longues distances pouvant atteindre l'échelle continentale. Selon les conditions hydrauliques et tectoniques locales et des apports de sédiments, les rivières peuvent inciser plus ou moins efficacement leur lit rocheux. Ainsi, les rivières constituent un élément majeur des

paysages fluviaux car (i) elles contrôlent l'espace entre les crêtes et les vallées (Howard, 1994; Perron et al., 2008, 2009), (ii) définissent les conditions limites aval des processus de transport de sédiments sur les versants contrôlant en partie les taux de dénudation (Hurst et al., 2019; Whipple et al., 2000; Whipple and Tucker, 1999) et (iii) contrôlent le temps de réponse du paysage aux forçages tectoniques et climatiques (Tucker and Slingerland, 1997; Whipple, 2001).

Cette section a pour objectif de fournir au lecteur un aperçu des principaux processus d'érosion et de transport des sédiments au sein d'un bassin versant et leur relation avec les formes observées.

1.1.1 Processus et morphologie des versants

1.1.1.1 Processus de transport diffusifs et gravitaires

La morphologie des versants résulte de l'interaction entre différents processus de transport de sédiments dont la prédominance définit deux types de versant :

- (i) les versants dont la forme est contrôlée par des processus diffusifs pour lesquels le taux de transport des sédiments est linéairement proportionnel à la pente (Culling, 1960, 1963). Ces versants sont généralement appelés « *soil-mantled hillslopes* » (en anglais) ou en « *transport-limited* » signifiant que l'acheminement des sédiments vers le réseau hydrographique est limité par la capacité de transport.
- (ii) les versants dont la forme est contrôlée par les processus gravitaires pour lesquels le taux de transport devient non-linéaire à mesure que la pente se rapproche d'une valeur critique (Roering et al., 1999, 2001). Ces versants sont généralement appelés versants à seuil (« *threshold hillslope* » en anglais) ou « limité par l'apport de sédiment » (« *supply-limited* » en anglais) signifiant que l'acheminement des sédiments vers le réseau hydrographique est limité par le taux de production de sédiment par altération ou détachement gravitaire.

Les processus diffusifs impliquent l'impact des gouttes de pluie (« *rainsplash* »), le ruissellement de surface (« *overland flow* ») et le fluage de sol (« *soil creep* »). Ces processus déplacent les sédiments localement, tendent à remplir les dépressions réduisant et lissant la surface topographique.

Dans les régions montagneuses à fortes pentes, les versants sont généralement dominés par les processus gravitaires. Il existe trois différents types de mouvements gravitaires qui se distinguent selon le type de matériaux impliqués, le style et le taux de déformation : les écoulements, les glissements, et les éboulements (Figure 1.2). Chaque type de mouvement gravitaire peut impliquer le sol, la roche ou une combinaison des deux. Comme la détection et l'analyse des processus gravitaires occupent une part importante de ce travail de thèse, je m'attache dans ce qui suit à donner au lecteur une description succincte de ces processus.

Les écoulements sont caractérisés par un cisaillement maximal à la base et se déplacent par cisaillement différentiel au sein du matériau. Les écoulements peuvent être lent (cm/jour) ou très rapide

(m/s). Les coulées de débris sont des écoulements rapides composés souvent d'un mélange de sédiments fins et très grossier parfois composés d'un peu d'eau. Ces coulées de débris peuvent être chenalisées et représentent un agent d'érosion et de transport de sédiments important dans les paysages montagneux (Figure 1.2a ; (Stock and Dietrich, 2006, 2003)). Leur initiation se situe généralement sur des pentes comprises entre 26° et 45° et sont caractérisées morphologiquement par une zone source constituée d'une cicatrice d'arrachement, une zone de transport et une zone de dépôt. **Les glissements** impliquent le mouvement vers l'aval de sol ou de roche de façon cohésive le long d'un plan de cisaillement bien défini. Les glissements peuvent être translationnels ou rotationnels (Figure 1.2b). Dans le premier cas, la surface de rupture est plane et est typique des glissements de faible profondeur, dans le second cas, la surface de rupture est courbe. Les glissements rotationnels sont notamment caractérisés par un escarpement principal bien définie sur la partie amont du glissement, par des escarpements secondaires créés par la rotation de blocs le long de la surface de rupture et par une zone d'accumulation au pied du glissement. **Les éboulements** impliquent le détachement et le mouvement de sol ou de roches dans l'air par chutes, rebonds ou roulements sans interaction avec d'autres matériaux (Figure 1.2c). Les chutes constituent le mouvement gravitaire le plus commun sur des pentes dépassant l'angle de friction interne du matériau soit sur des pentes comprises entre 45° et 90° . Les écoulements et les glissements sont les mouvements de masses généralement dominants sur les pentes inférieures à 45° . Ces processus peuvent être regroupés sous le terme générique de glissements de terrain selon la définition de Crozier, (1999).

La cartographie des glissements de terrain ainsi que l'analyse de leurs propriétés géométriques (e.g. aire, volume) et statistiques (e.g. distribution spatiale, distribution aire-fréquence) sont des éléments clés pour comprendre entre autres le rôle des évènements extrêmes sur l'évolution des paysages (Li et al., 2014; Marc et al., 2016b; Parker et al., 2011), l'érosion des reliefs (Hovius et al., 1997; Marc et al., 2019), la réponse morpho-dynamique des rivières à l'apport massif de sédiments (Croissant et al., 2017b), la prédiction des risques hydro-sédimentaires associés (Croissant et al., 2017a) et pour l'amélioration de la gestion des risques (Bloom et al., 2021; Galli and Guzzetti, 2007; Guzzetti et al., 2012). Ces éléments ainsi que leur sources d'incertitudes et d'erreurs actuelles associées sont présentés en section 1.2. Les méthodes de détection relatives à l'utilisation de données LiDAR haute résolution sont présentées en section 1.4.3.4.

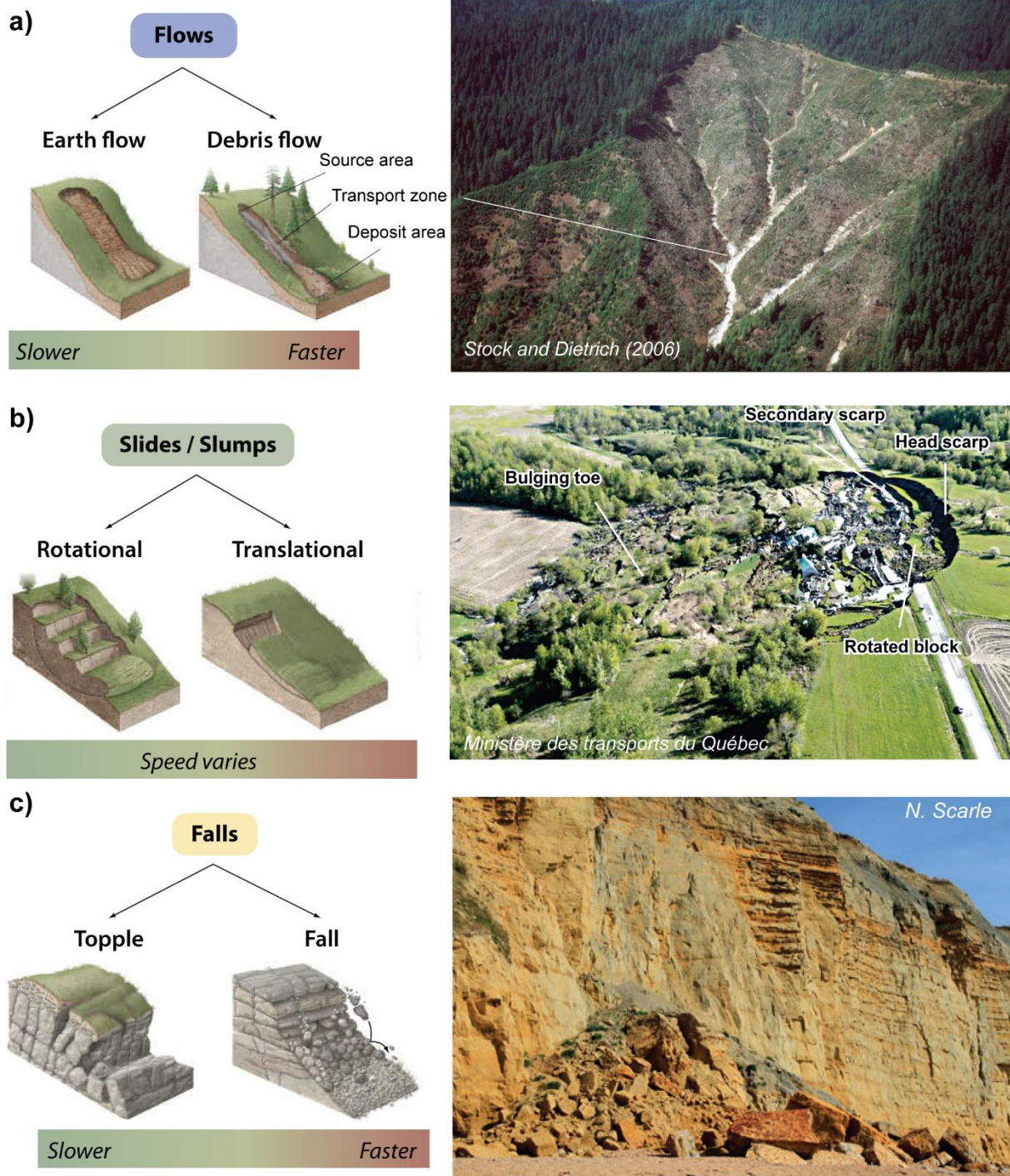


Figure 1.2 – Illustrations et photographies de différents types de mouvements de masse (non-exhaustif). a) Types d'écoulements et photographie d'une vallée colluviale incisée par le passage successif de coulées de débris (modifié d'après Stock and Dietrich (2006)). b) Types de glissements et photographie montrant un glissement rotationnel situé à Saint-Jude au Québec (Huggett, 2016). c) Types d'éboulements et photographie d'une chute de roche d'une falaise dans la région de Dorset au Royaume-Uni. Les illustrations ont été modifiées d'après Bierman and Montgomery (2014). Tous ces mouvements de masse peuvent être décrit sous le terme de générique de glissements de terrain d'après la définition de Crozier, (1999).

1.1.1.2 Morphologie des versants

La forme des versants reflète la dominance et les interactions entre les différents processus décrit ci-dessus qui varient selon les conditions climatiques, lithologiques et tectoniques (Figure 1.3). Dans les régions humides et tempérées, l'action des processus diffusifs mène à un profil convexe vers le haut aux sommets des versants où la pente augmente avec la distance depuis la crête créant ainsi des zones de divergence des flux d'eau et de sédiments (les « versants diffusifs » ou « versants convexes », Figure 1.3a et b et Figure 1.4a). Le flux de sédiments (q_s) sur les versants dominé par ces processus est souvent décrit selon une équation de diffusion linéaire (Culling, 1960, 1963) de la forme :

$$q_s = K_D S \quad (1.1)$$

Où K_D est le coefficient de diffusion (L^2/T) et S la pente topographique (Figure 1.4).

Dans les régions montagneuses à fort relief, où les taux d'érosion des versants sont importants, l'action des processus gravitaires comme les glissements de terrain tendent à réduire la convexité des versants et mène plutôt à des versants plans avec une pente constante où les flux sont parallèles (Figure 1.3c et d). Certains auteurs ont suggéré que la forme de ce type de versant peut être décrite suivant une relation non-linéaire entre le flux de sédiments et la pente topographique (Figure 1.4, (Andrews and Bucknam, 1987; Roering et al., 1999, 2001))

$$q_s = \frac{K_D S}{1 - (S/S_c)^2} \quad (1.2)$$

Où S_c correspond à une pente critique. Ce modèle explique pourquoi les versants tendent à être convexe près des crêtes et plans vers l'aval par le fait que de petites augmentations de pente correspondent à des grandes augmentations du flux sédimentaire. Cette propriété indique notamment que les versants à fortes pentes sont capables d'ajuster rapidement leur morphologie en fonction des forçages climatiques et tectoniques.

A leur base et à l'extrémité amont du réseau chenalisé, les versants sont constitués de vallées non-chenalisées caractérisées par un profil concave vers le haut le long duquel les flux d'eau et de sédiments convergent vers les rivières. Les vallées non-chenalisées marquent le domaine de transition entre les processus diffusifs décrits précédemment et les processus dits « advectifs » caractéristiques de l'érosion et du transport de matière du réseau chenalisé des rivières (Montgomery and Foufoula-Georgiou, 1993; Perron et al., 2008; Willgoose et al., 1991b). Cette transition versant-réseau est discutée davantage en section 1.1.3.

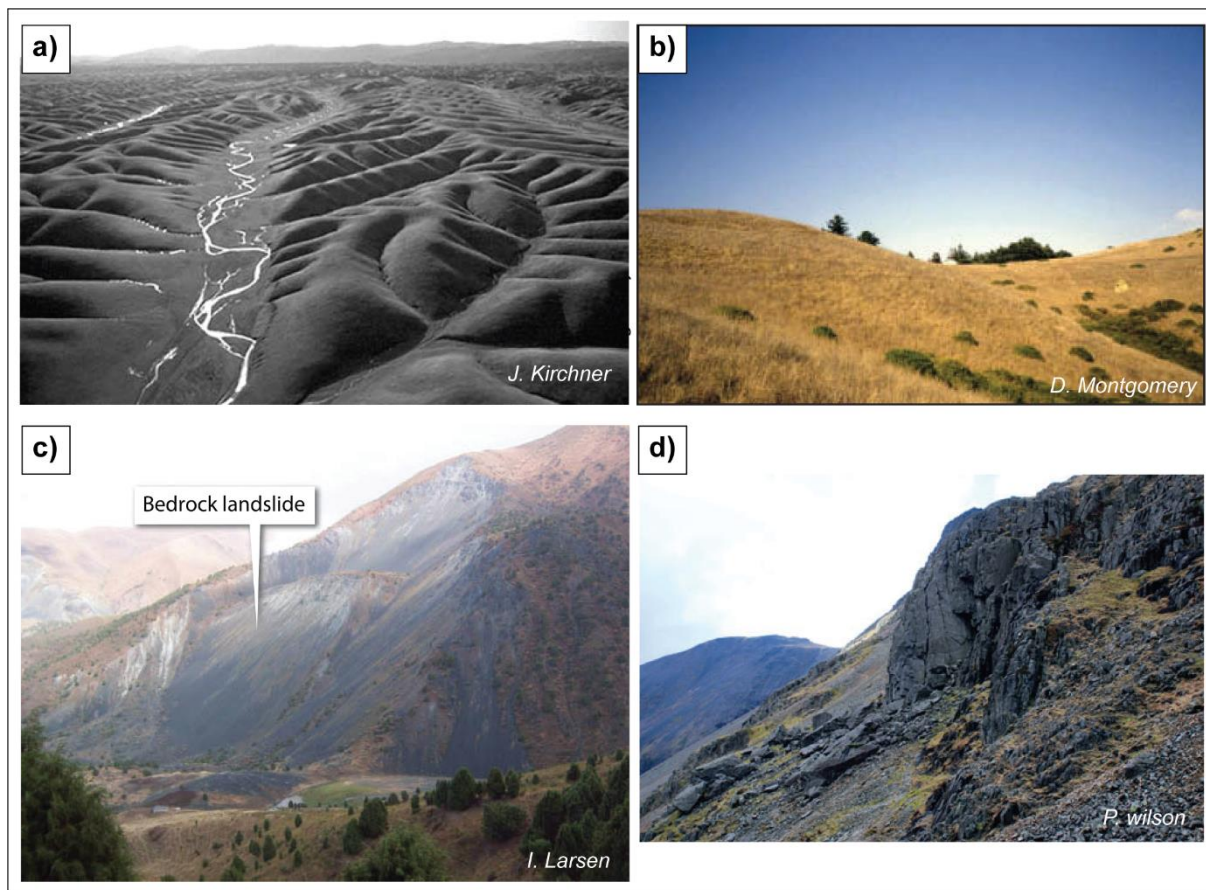


Figure 1.3 – Photos représentant des formes de versants différentes. a) Photo aérienne du paysage près d’Orland en Californie où les versants sont dominés par des processus diffusifs (Perron et al., 2008). b) Sommet de versants convexes en Californie (Bierman and Montgomery, 2014). c) Versants à seuil caractérisés par la présence d’un glissement de terrain impliquant le socle rocheux et montrant des surfaces planes à pente constante dans la région du Tien Shan au Kirghizstan. d) Versant rocheux dans les montagnes de Great Gable au Royaume-Uni. Ici le domaine convexe y est absent (Huggett, 2016).

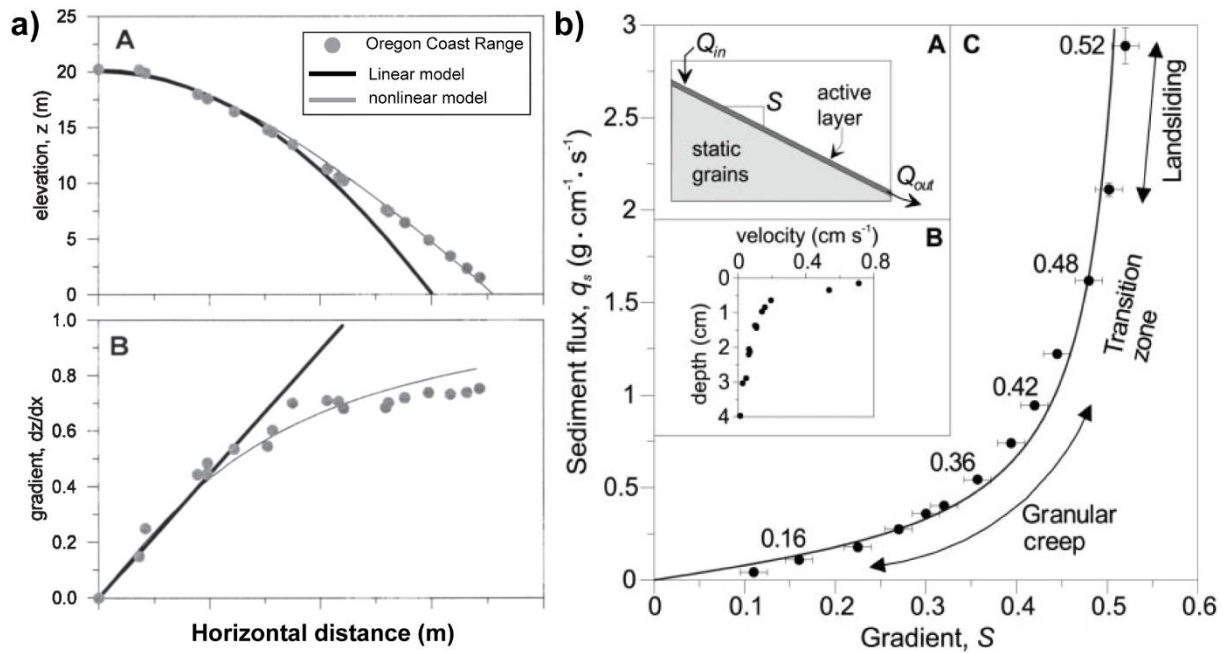


Figure 1.4 – Comparaison des modèles de diffusion linéaire et non-linéaire présentés par Roering et al., (1999, 2001). a) Elevation (A) et pente topographique (B) le long d'un profil pour un versant théorique modélisé par une équation de diffusion linéaire et non-linéaire avec une érosion uniforme et constante. Ces profils théoriques sont comparés à un profil réel observé dans la région de l'Oregon Coast Range aux Etats-Unis. Il peut être observé que le modèle de diffusion linéaire prédit une augmentation de pente constante le long du profil incompatible avec les observations. b) (A) Schéma des expériences de transports sédimentaires à l'équilibre. (B) Profil de vitesse de grains constitué une pile dont la pente est égale à 0.4. (C) Relation entre le flux sédimentaire et la pente du versant simulé de l'expérience.

1.1.2 Processus fluviaux et morphologie des rivières

1.1.2.1 Processus fluviaux

Les rivières s'écoulent dans des chenaux conçus pour contenir et transmettre le débit d'eau et le flux de sédiments vers l'aval. La forme de ces chenaux est principalement contrôlée par le débit d'eau, et sa variabilité, la quantité de sédiments disponible et la capacité de la rivière à le transporter ainsi que la composition du matériau composant le lit et les berges de la rivière. La capacité des rivières à éroder, transporter et déposer les sédiments reflète la balance entre des forces motrices et de résistances contrôlant l'écoulement. Comprendre ces processus est donc crucial pour comprendre la dynamique des rivières et déchiffrer la relation forme-processus des paysages fluviaux.

A) Contrôles de l'écoulement de l'eau dans un chenal

L'écoulement de l'eau dans un chenal est contrôlé par des forces motrices et des forces de résistance agissant sur le lit de la rivière. Un bon point de départ pour décrire ces forces est de considérer les

équations de Saint-Venant ou dites d'équations en eau peu profonde (*shallow water equations*). Les équations de Saint-Venant sont la forme intégrée verticalement des équations de Navier-Stokes décrivant un écoulement incompressible en surface libre. Les équations de base sont la conservation de la masse :

$$\frac{\partial h}{\partial t} + \partial_i(hu_i) = 0 \quad (1.3)$$

Où h est la hauteur d'eau, t est le temps et u_i est le vecteur vitesse de l'écoulement. Et la conservation de la quantité de mouvement :

$$\rho h \left(\frac{\partial u_i}{\partial t} + u_j \frac{\partial u_i}{\partial x_j} \right) = \rho g h \left(\frac{\partial h}{\partial x_i} + \frac{\partial Z}{\partial x_i} \right) - \tau_i \quad (1.4)$$

Avec ρ la masse volumique de l'eau, g est l'accélération gravitationnelle, Z est l'élévation du lit de la rivière, τ est la contrainte cisailante exercée sur le lit de la rivière supposée maximum le long de l'écoulement et nulle perpendiculairement, x_i et x_j sont les coordonnées horizontales et u_i et u_j sont les coordonnées horizontales de la vitesse. Les termes de la partie gauche de l'équation (1.4) représentent l'inertie avec respectivement l'accélération locale ($\rho h \frac{\partial u_i}{\partial t}$) et convective ($\rho h u_j \frac{\partial u_i}{\partial x_j}$). Les termes de la partie droite représentent les forces motrices et de résistances à l'écoulement. Le premier terme représente la pression de fluide et le terme de droite représente la résistance à l'écoulement exercée par le lit et les berges du chenal.

Des hypothèses sur l'écoulement sont souvent formulées afin de résoudre ces équations, ces hypothèses sont :

- 1- **L'écoulement est stationnaire.** Ainsi, l'accélération de l'écoulement est nulle est le terme d'accélération locale peut être négligé dans l'équation (1.4).
- 2- **L'écoulement est uniforme.** La vitesse moyenne d'une section du chenal à l'autre est égale, la hauteur d'eau est constante et la pente hydraulique est égale à la pente du lit de la rivière. Le terme d'accélération convective est ainsi négligé.

Sous les précédentes hypothèses, l'équation (1.4) devient alors :

$$0 = \rho g h \left(\frac{\partial h}{\partial x_i} + \frac{\partial Z}{\partial x_i} \right) - \tau_i \quad (1.5)$$

L'équation (1.5) permet ainsi d'exprimer la contrainte cisailante sous la forme :

$$\tau = \rho g h S_h \quad (1.6)$$

Où S_h est la pente de la surface d'eau ou pente hydraulique. L'équation (1.6) suppose également que la largeur du chenal est largement supérieure à la hauteur d'eau moyenne.

Si l'on néglige les termes inertiels, l'équation (1.4) prédit que la vitesse de l'écoulement U est parallèle à la pente hydraulique et que la relation entre U et la résistance de l'écoulement peut s'exprimer selon une équation appelée équation de « friction » de la forme :

$$U = C_f h^\alpha S_h^\beta \quad (1.7)$$

Ici U représente la vitesse moyenne de l'écoulement, C_f le coefficient de friction et α et β sont deux exposants déterminés empiriquement. Les valeurs de C_f , α et β dépendent de la loi de friction considérée (i.e. Manning, Darcy-Weisbach ou Chézy ; voir Table 1.1).

Table 1.1 – Valeurs du coefficient C_f et des exposants α et β selon la loi de friction considérée.

Equation	C_f	α	β
Manning	$1/n$	$2/3$	$1/2$
Darcy-Weisbach	$\sqrt{8g/f_f}$	$1/2$	$1/2$
Chézy	C	$1/2$	$1/2$

Les équations (1.6) et (1.7) fournissent les principes physiques de base contrôlant le débit d'eau dans les chenaux ainsi que l'initiation de l'incision et du transport de sédiment des rivières. Dans ce travail de thèse, l'équation de Manning est considérée ce qui nécessite la définition du coefficient de friction $C_f = 1/n$. Ce coefficient est supposé prendre en compte tous les éléments participant à la friction du lit de la rivière (e.g. rugosité, taille des sédiments, végétation etc.). Cependant la mesure de n sur le terrain est très difficile et sa valeur est souvent déterminée de façon plus ou moins arbitraire à partir de valeurs de référence déterminées empiriquement (Chow, 1959; Powell, 2014) en fonction du type de rivière étudié (Table 1.2). Par exemple, une valeur $n = 0.03 - 0.04$ est souvent utilisée pour les rivières de montagnes à lit de graviers.

Table 1.2 – Table de référence des valeurs du coefficient de Manning n pour les chenaux actifs et les plaines d'inondation (modifié d'après (Chow, 1959; Powell, 2014)).

Type of channel and description	Minimum	Normal	Maximum
Main channels			
Clean, straight, full stage, no rifts or deep pools	0.025	0.030	0.033
Same as above, but more stones and weeds	0.030	0.035	0.040
Sluggish reaches, weedy, deep pools	0.050	0.070	0.080
Very weedy reaches, deep pools, or floodways with heavy stand of timber and underbrush	0.075	0.100	0.150
Mountain streams, no vegetation in channel, banks usually steep, trees and brush along banks submerged at high stage			
Gravels, cobbles, and few boulders	0.030	0.040	0.050
Cobbles with large boulders	0.040	0.050	0.070
Floodplains			
Grass	0.025	0.030	0.035
No crop	0.020	0.030	0.040
Light brush and trees	0.040	0.060	0.080
Dense willows, straight	0.110	0.150	0.200

B) Géométrie hydraulique des rivières

L'influence du contrôle du débit d'eau sur la forme des chenaux de rivière est généralement explorée selon le concept de géométrie hydraulique. La géométrie hydraulique considère ainsi la relation entre la forme moyenne des chenaux et le débit d'eau. Elle résulte d'un ensemble d'équation décrivant la variation moyenne de W , H et U en fonction du débit Q (Leopold and Maddock, 1953). En se basant sur des mesures de terrain, Leopold and Maddock (1953) ont montré que chacune de ces variables hydrauliques augmentent avec le débit selon une loi puissance de la forme :

$$W = k_w Q^b ; \quad H = c Q^f ; \quad U = k Q^m \quad (1.8)$$

où k_w , c , k sont des coefficients et b , f , m des exposants déterminés empiriquement. En se basant sur une équation de conservation de la masse décrivant le débit d'eau Q pour un chenal rectangulaire :

$$Q = WHU \quad (1.9)$$

Où W , H et U sont respectivement la largeur, la hauteur et la vitesse du flux d'eau, le produit des coefficients et la somme des exposants doivent être égal à 1 ($k_w c k = 1 ; b + f + m = 1$).

Ces relations peuvent être décrites à travers une section transversale d'un chenal sur un site spécifique pour différents débits ou d'amont en aval le long des rivières pour un débit donné. Les deux types de géométrie hydraulique sont décrits sous les termes respectifs de « géométrie hydraulique stationnelle » (*at-a-station hydraulic geometry*) et la « géométrie hydraulique amont-aval » (*downstream hydraulic geometry*). La caractérisation de la géométrie hydraulique est un élément important dans la

compréhension des relations forme-processus des rivières car les taux de variations de W , H et U , et leur importance relative, fournissent des informations sur (i) la forme et l'érodabilité relative des chenaux (Knighton, 1974) (ii) la capacité de transport des sédiments (Vianello and D'Agostino, 2007; Wilcock, 1971) et (iii) la résistance hydraulique du flux d'eau (Eaton, 2013; Ferguson, 1986).

Les valeurs moyennes des exposants b , f et m de la géométrie hydraulique stationnelle sont respectivement de $b = 0.23$, $f = 0.42$ et $m = 0.35$ (Park, 1977). Ces exposants présentent généralement des valeurs plus faibles et plus variables que la valeur des exposants de la géométrie hydraulique amont-aval où $b \approx 0.5$ pour les rivières alluviales, $0.3 < f < 0.4$ et $0.1 < m < 0.2$ (Leopold and Maddock, 1953; Park, 1977). Le débit moyen annuel ou le débit de pleine berge sont souvent utilisés pour l'analyse de la géométrie hydraulique amont-aval des rivières en supposant que la géométrie des chenaux reflète principalement les forces exercées par le flux d'eau lors de ces débits caractéristiques.

L'exposant moyen de la relation $W-Q$ vers l'aval d'environ 0.5 indique que près de la moitié de l'ajustement de la géométrie des chenaux à l'augmentation aval du débit se fait par élargissement. La valeur moyenne des exposants de la géométrie hydraulique à la station indique cependant que le mode d'accommodation principal de la plupart des sections transversales des chenaux à l'augmentation du débit se fait via l'augmentation de la hauteur d'eau plutôt que par élargissement. Cependant, la grande variabilité des exposants observées selon le type de rivière et la section transversale analysée indique que le mode d'accommodation principale de la forme des rivières au débit peut varier sensiblement d'un site à l'autre ou le long de la rivière (Reid et al., 2010). Ainsi, la caractérisation de la géométrie hydraulique des rivières nécessite la mesure systématique au site d'intérêt. Je présente en section 1.4.3.3 les différentes méthodes utilisées pour la mesure systématique de la largeur des chenaux de rivières à partir de méthode de télédétection. Notamment, j'y aborde les techniques utilisées à partir de données haute résolution LiDAR.

C) Rivières alluviales et à substratum rocheux

Les rivières peuvent être classifiées selon la composition de leur lit ou selon leur dynamique dans le transport de sédiment ou/et l'incision fluviale (Howard, 1994; Tucker and Whipple, 2002). Il existe deux principaux types de rivières observées dans les systèmes naturels : (i) les rivières alluviales, pour lesquelles le lit et les berges sont composés d'une couche épaisse de sédiment mobile (Figure 1.5.a) et (ii) les rivières à lit rocheux, pour lesquelles le socle rocheux affleure directement et compose le lit ainsi que les berges (Figure 1.5.c). Les rivières à lit rocheux peuvent contenir une fine et disparate couche de sédiment et des plaines d'inondations limitées auquel cas celles-ci peuvent être qualifiées de rivières mixtes alluviale-rocheuses ((Howard, 1998) ; Figure 1.5.b) . Cependant, les géomorphologues les regroupent souvent sous le seul terme de rivière à lit rocheux à cause de leur rôle critique dans l'incision fluvial et l'évolution du paysage (Whipple et al., 2013). Les rivières à lit rocheux sont généralement

confinées entre les flancs de la vallée. Les rivières alluviales ont généralement des plaines d'inondations bien développées où les sédiments peuvent être déposés et remaniés lors de crues. Au sein d'un bassin versant, les rivières à lit rocheux sont souvent rencontrées dans les parties amonts à fortes pentes ($> 0.2\%$) tandis que les rivières alluviales s'étendent sur les parties aval à pentes douces du système.

La transition entre ces deux types de rivières a été suggérée se produire lorsque la capacité de la rivière à transporter les sédiments (q_c) devient inférieure ou égale à la quantité de sédiment (q_s) entrant dans le système, initiant ainsi le dépôt des sédiments sur le fond du lit (Howard, 1980; Howard et al., 1987). Dans le premier cas, où la capacité de transport est supérieure à la quantité de sédiment disponible ($q_s/q_c < 1$), le système est dit en « détachement-limité », auquel cas l'incision de la rivière dans le substrat est limité par les processus d'érosion (Howard and Kerby, 1983; Whipple et al., 2000). Dans le second cas, le système est dit en « transport-limité » (i.e. $q_s/q_c \geq 1$) et l'incision est limité par la capacité de transport de la rivière et se fait uniquement lorsque celle-ci est supérieure à la quantité de sédiment disponible (Howard et al., 1987; Whipple and Tucker, 2002). Ainsi, les rivières à lit rocheux sont souvent considérées en détachement-limité tandis que les rivières alluviales sont en transport-limité. La transition entre ces deux domaines représente donc un changement fondamental dans les processus d'érosion et de transport dominant et beaucoup d'auteurs ont tenté de déterminer la limite entre ces deux systèmes en fonction d'indicateurs topographiques comme la pente et l'aire drainée (Howard and Kerby, 1983; Montgomery et al., 1996).

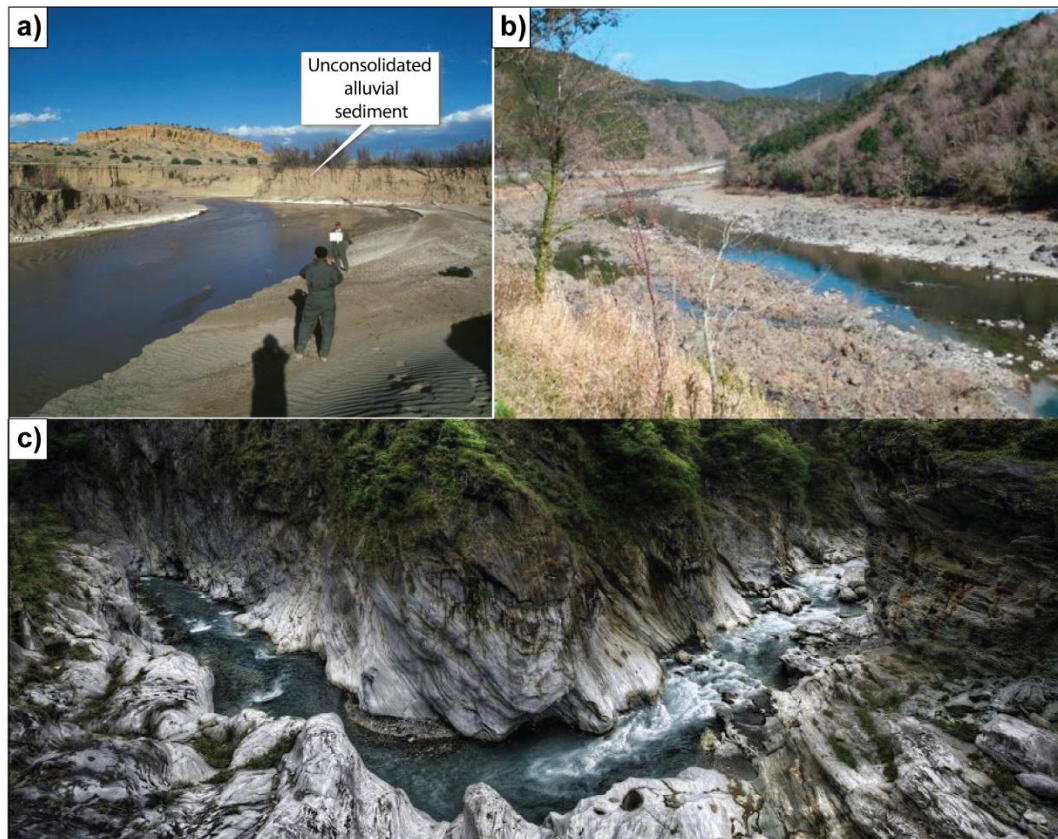


Figure 1.5 – Photos de différents types de rivières. a) Rivière alluviale de Rio Puerco au Nord du Nouveau Mexique dont le lit et les berges sont composés de sédiments non consolidés (Photo prise par Paul Bierman (Bierman and Montgomery, 2014)). b) Rivière Shimanto pouvant être considérée comme mixte alluviale-rocheuse dans la région de Shikoku, Japon (Zhang et al., 2018). c) Rivière à lit rocheux située dans le parc national de Taroko, Taiwan.

La capacité des rivières à lit rocheux à inciser le substratum est une propriété majeure de ces rivières car cela représente le mécanisme par lequel les rivières transmettent les signaux tectoniques et climatiques au reste du paysage, contrôlant ainsi le temps de réponse des paysages à ces forçages externes (Howard, 1994; Whipple and Tucker, 1999). De plus, elles définissent la condition limite aval des processus de versants contrôlant ainsi leur réponse aux variations du niveau de base. De leur côté, les versants dictent grandement la quantité et la taille de sédiments entrant dans les rivières influençant fortement leur morphologie (e.g. pente, largeur) et donc leur capacité à inciser le substrat rocheux (Sklar and Dietrich, 1998, 2004; Turowski et al., 2007; Whipple et al., 2013; Yanites et al., 2010). Cette dynamique illustre le rôle fondamental du couplage versant-rivière dans l'évolution des paysages fluviaux.

D) Importance de la forme des rivières dans le transport sédimentaire et l'incision fluviale

Dans la section 1.1.2.1, nous avons vu que l'un des paramètres clé contrôlant l'écoulement de la rivière est la contrainte cisailante τ , qui représente la force de résistance exercée par la colonne d'eau sur la

surface du lit de la rivière. Ce paramètre fournit l'impulsion nécessaire au transport de sédiment et à l'incision du lit et intervient donc dans les équations décrivant ces deux processus qui sont décrites ci-après.

Les rivières transportent les sédiments vers l'exutoire du système selon trois modes de transport que sont : (i) le transport par charge dissoute, (ii) le transport par charge en suspension et (iii) le transport par charge de fond (Figure 1.6 ; (Yalin, 1976)). Le mode de transport dépend de la taille des sédiments et des conditions hydrauliques de la rivière. Le mode de transport par charge dissoute implique seulement des ions en solution résultant de l'altération chimique qui sont transportés à la vitesse du flux. La charge en suspension est principalement constituée d'argiles et de sables fins qui se distribue dans la colonne d'eau en fonction de la turbulence du flux. La charge de fond se déplace par roulement, glissement ou saltation (i.e. petits bonds) et est principalement composée de galets et de graviers. Les transports en suspension et sur le fond s'initient lorsque la contrainte cisailante basale excède un seuil critique τ_c .

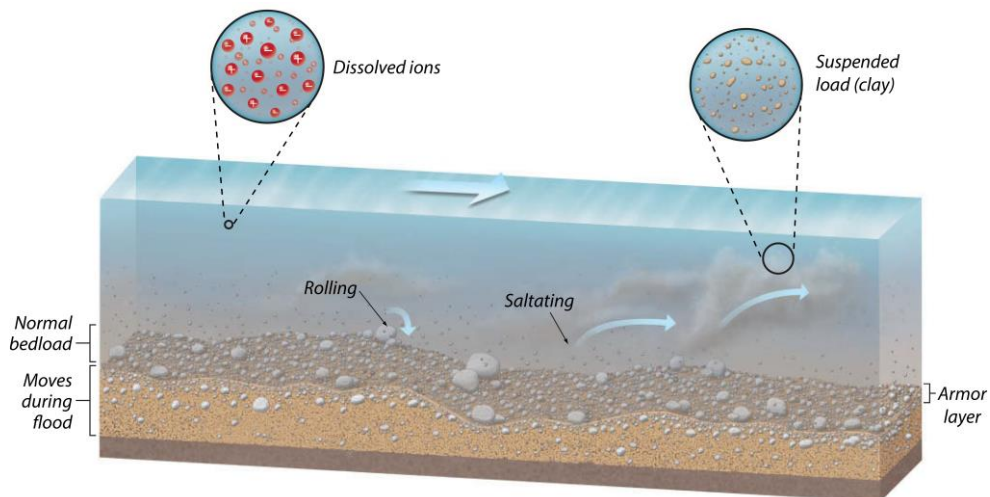


Figure 1.6 – Illustration des trois modes de transport sédimentaire (Charge dissoute, charge en suspension et charge de fond) par les rivières (Bierman and Montgomery, 2014).

Le flux de sédiment transporté par unité de largeur peut être exprimé en utilisant la relation de Meyer-Peter-Müller (Meyer-Peter and Muller, 1948), déterminée à partir de conditions expérimentales :

$$q_s^* = k(\tau^* - \tau_c^*)^\gamma \quad (1.10)$$

Où q_s^* représente le flux de la charge de fond normalisé, k est un coefficient dépendant des conditions expérimentales et γ est un exposant souvent égale à $3/2$. τ^* représente une contrainte cisailante adimensionnelle connue sous le nom du nombre de Shields (Shields, 1936) utilisée pour calculer l'initiation du mouvement des sédiments dans un fluide et est définie comme :

$$\tau^* = \frac{\tau}{(\rho_s - \rho)gD} \quad (1.11)$$

Où ρ_s est la masse volumique des sédiments, et D la taille du sédiment considéré. τ_c^* représente un seuil critique dans le nombre de Shields à partir duquel les sédiments sont transportés. Les équations (1.10) et (1.11) illustrent comment la contrainte cisailante τ participe à l'initiation du transport sédimentaire.

L'érosion du lit rocheux et des berges des rivières peut se faire par (i) abrasion mécanique via le mouvement des sédiments sur le fond de la rivière ou en suspension dans la colonne d'eau, (ii) arrachement via les forces hydrauliques, (iii) des phénomènes de cavitation et corrosion, (iv) altération chimique et (v) le passage d'écoulement de débris (Whipple et al., 2000, 2013). L'efficacité de chacun des processus est fonction de la géométrie de la rivière (pente, largeur), des conditions hydrauliques (e.g. débit, vitesse du flux d'eau, contrainte cisailante sur le lit rocheux) et par la quantité et la taille des sédiments présents. L'un des modèles d'incision le plus communément utilisé est le modèle du « stream power ». Une des formulations de ce modèle postule que l'incision des rivières à lit rocheux (i.e. en détachement-limité) I varie selon une loi puissance de la contrainte cisailante moyenne à partir d'un seuil critique (Howard, 1994; Howard and Kerby, 1983; Whipple et al., 2013; Whipple and Tucker, 1999):

$$I = k_e(\tau - \tau_c)^a \quad (1.12)$$

Où k_e est fonction des propriétés du substrat (e.g. érodabilité), τ_c est la contrainte cisailante critique impliquant l'arrachement du lit et a est un exposant dépendant du processus d'érosion considéré. L'équation (1.12) est souvent ré-exprimée en terme de quantités plus facile à mesurer comme la pente topographique (S) et l'aire drainée (A). Ici, je présente l'approche utilisée par (Howard and Kerby, 1983) pour réaliser cela.

En faisant l'hypothèse d'un écoulement stationnaire et uniforme dans un chenal, de la conservation de la masse et de la quantité de mouvement, et en combinant l'équation (1.9) avec les équations (1.6) et (1.7) (où l'équation de friction de Manning est considérée), la contrainte cisailante τ peut s'exprimer:

$$\tau = \rho g n^\alpha \left(\frac{Q}{W}\right)^\alpha S_h^\beta \quad (1.13)$$

Où ρ est la densité de l'eau, g l'accélération gravitationnelle, n le coefficient de friction, Q le débit d'eau, W la largeur du chenal, S la pente hydraulique (souvent considérée comme la pente du chenal) et α et β sont des exposants positifs constants. Selon l'équation de friction de Manning, $\alpha = 3/5$ et $\beta = 7/10$. L'équation (1.13) montre le rôle crucial de la forme de la rivière, notamment le rôle de la pente et de la largeur dans le contrôle de l'incision et du transport sédimentaire. Le débit Q est aussi un paramètre fondamental dans ce contrôle. Cependant, étant donné la difficulté à mesurer le débit d'eau Q , celui-ci est souvent supposé proportionnel à l'aire drainée A et est fonction de l'hydrologie du bassin versant :

$$Q = k_a A^a \quad (1.14)$$

Où les observations empiriques ont montré que a est généralement compris entre 0.7 et 1 (Snyder et al., 2003). Par simplicité, a est généralement considéré égale à 1 en supposant que le débit d'eau résulte d'une pluie uniforme et

constante à l'échelle du bassin versant avec un ruissellement de surface complet (i.e. sans perte d'eau liée à l'évaporation ou l'infiltration). Dans un tel cas, k_a reflète la valeur d'intensité de la pluie (ou taux de ruissellement). De même que pour le débit, la mesure systématique de la largeur est une tâche difficile. Celle-ci est donc souvent exprimée en fonction de l'aire drainée en combinant l'équation (1.8) et (1.14):

$$W = k_w k_a^b A^{ab} = k'_w A^{b'} \quad (1.15)$$

Où $k'_w = k_w k_a^b$ et $b' = ab$. b' est généralement supposé égale à 0.5 comme suggéré par les observations de la géométrie hydraulique des rivières alluviales sur le terrain (section 1.1.2.1.B ; (Leopold and Maddock, 1953)). Cette approche implique implicitement que l'exposant de la largeur b de l'équation (1.8) est le même pour la géométrie stationnelle et amont-aval.

En combinant les équations (1.12), (1.13) et (1.15), la contrainte cisailante peut alors s'exprimer en fonction de S et A :

$$\tau_b = k_t A^{\alpha(c-b')} S^\beta \quad (1.16)$$

Où $k_t = \rho g N^\alpha (k_a k'_w)^\alpha$. Dans l'équation (1.12), le seuil critique τ_c est souvent négligé et le taux d'incision s'exprime alors sous la forme:

$$I = K A^m S^n \quad (1.17)$$

Où K est le coefficient d'érodabilité, qui est fonction de l'intensité des processus d'incision et m et n sont des exposants constants qui dépendent des processus d'érosion dominant, de l'hydrologie du bassin versant et de la géométrie hydraulique des chenaux (Howard, 1994; Whipple and Tucker, 1999).

Bien que le modèle du stream power est de loin le modèle le plus utilisé pour comprendre l'incision fluviale des rivières, beaucoup d'auteurs ont mis en évidence son incapacité à capturer des aspects important de la dynamique et de l'incision des rivières comme la variation de la largeur des chenaux (e.g. Lavé and Avouac, 2001; Turowski et al., 2008; Whipple et al., 2013), la variabilité des débits en lien avec les seuils de transports (Lague et al., 2005) ou encore l'impact de l'apport sédimentaire ((e.g. Finnegan et al., 2007; Yanites, 2018) , voir Lague (2014) pour une revue complète du modèle du stream power et ses limites). Dans la section suivante, je décris succinctement le rôle de la largeur des chenaux dans la dynamique d'incision des rivières à lit rocheux dans le but de montrer au lecteur pourquoi il est important d'avoir des méthodes permettant sa mesure systématique sur le terrain.

E) Importance de la largeur des chenaux

Comme montré par l'équation (1.13), la largeur des chenaux, et sa variation avec le débit (à la fois à la station et vers l'aval), détermine la distribution de la contrainte cisailante exercée par la colonne d'eau sur le lit rocheux et donc la surface sur laquelle l'énergie disponible pour l'incision est dissipée. La largeur joue donc un rôle majeur dans l'incision des rivières à lit rocheux et la réponse des chenaux aux

forçages tectoniques, climatiques et lithologiques (Baynes et al., 2018; Croissant et al., 2017b; Lague, 2014; Whipple et al., 2013).

Etant donné la difficulté de mesurer la largeur des chenaux sur le terrain, surtout dans les régions montagneuses, la largeur est souvent exprimée selon l'équation (1.15) en supposant que les précipitations, la lithologie et le taux d'incision sont uniformes à l'échelle du bassin versant. Certaines études ont reporté des valeurs de b' comprises entre 0.25 et 0.6 (Turowski et al., 2009; Whipple et al., 2013; Yanites et al., 2010) avec une valeur moyenne de 0.35 ± 0.11 pour les études ayant soigneusement étudié la largeur des chenaux à lit rocheux à l'équilibre et sous des conditions de précipitation et lithologie uniforme (DiBiase and Whipple, 2011; Duvall, 2004; Lague, 2014; Snyder et al., 2003; Whittaker et al., 2007). Cette valeur moyenne est inférieure à la valeur typique de 0.5 observée pour les rivières alluviales (Leopold and Maddock, 1953) et a notamment été obtenue pour des rivières peu larges, de l'ordre de la dizaine de mètre, et pour des bassins versants compris entre 1 et 100 km²

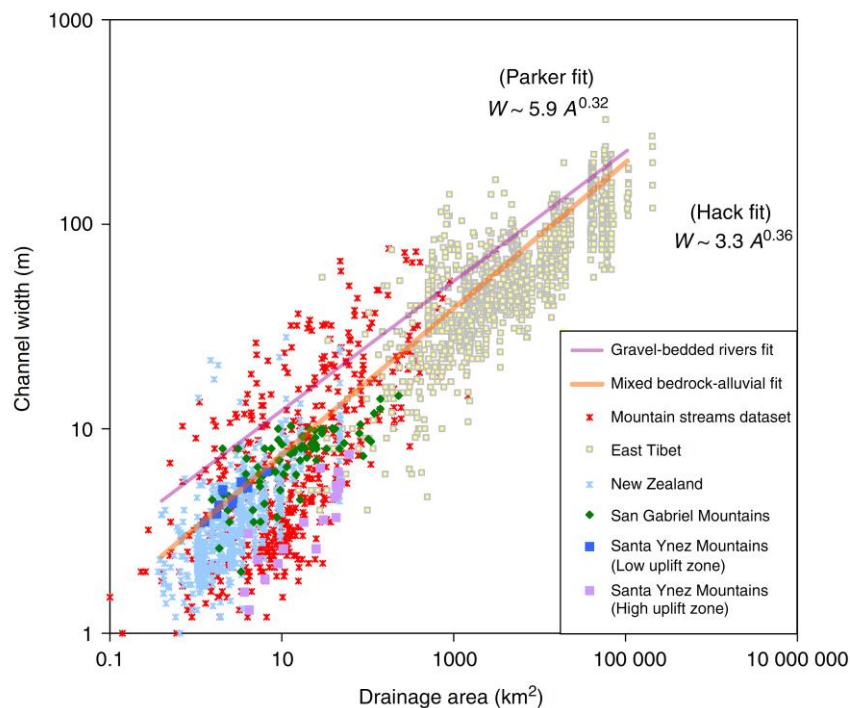


Figure 1.7 – Relation entre la largeur et l'aire drainée pour des rivières à lit rocheux à l'équilibre (Whipple et al., 2013). Les relations en loi puissance de rivières alluviales (Parker et al., 2007) et de rivières mixtes alluviales et à lits rocheux (Hack, 1957) sont montrées en comparaison.

Il a été montré à partir de modèles théoriques (Finnegan et al., 2005; Turowski et al., 2009; Whittaker et al., 2007; Wobus et al., 2006) et des observations de terrain à travers une variété de taux de surrection/érosion ou le long de rivière expérimentant une réponse transitoire à un changement du niveau de base (Whittaker et al., 2007; Yanites et al., 2010), que la largeur des chenaux diminue avec l'augmentation du taux de surrection. D'autres observations sur des rivières quasiment à l'équilibre dynamique n'ont cependant trouvé aucun changement significatif de la largeur des chenaux (DiBiase

and Whipple, 2011; Snyder et al., 2003). Une explication à ces observations est le rôle de l'apport sédimentaire, relativement à la capacité de transport de la rivière, qui fournit à la fois les outils pour l'abrasion et la protection du lit rocheux influençant la largeur des chenaux et l'incision. Certains auteurs ont cherché à modéliser les interactions entre flux de sédiment, capacité de transport, largeur des chenaux et incision et de nombreuses avancées ont eu lieu dans ce sens (Croissant et al., 2017b, 2019; Finnegan et al., 2007; Lague, 2010; Turowski et al., 2007; Yanites, 2018; Yanites et al., 2010).

Malgré ces avancées, le rôle de l'apport sédimentaire, du débit, de la pente et de la résistance de roches dans le contrôle de la largeur des rivières à lit rocheux reste un problème majeur et nécessite davantage de modélisations numériques, d'expériences analogiques conjointement avec l'acquisition systématique de mesures sur le terrain pouvant être facilitées par l'utilisation de technique de télédétection haute résolution et haute précision comme le LiDAR.

Une des difficultés dans la mesure de largeur des chenaux est de s'assurer que celle-ci soit mesurée pour des débits comparables entre sites notamment pour l'estimation des paramètres de l'équation (1.14). La largeur est souvent mesurée à partir du débit de pleine berge où les berges de la rivière sont bien définies. Cependant, ce débit de référence est difficile à estimer pour les rivières à lit rocheux confinées entre les murs de la vallée pour lesquels aucun marqueurs « stables » de débit n'existe. Ainsi, le développement de méthodes permettant la caractérisation systématique de la largeur des rivières prenant notamment en compte la variabilité des débits est cruciale afin d'appuyer les modèles théoriques permettant la compréhension de la réponse de la géométrie des chenaux aux forçages climatiques, tectoniques et lithologiques. Une présentation succincte des méthodes actuelles de mesure de la largeur des chenaux à partir de données LiDAR est donnée en section 1.4.3.3.

1.1.2.2 Morphologie des rivières

A) Profil longitudinal des rivières à lit rocheux

Dans le cas d'un système à l'équilibre dynamique, où le taux de surrection des roches U_s est parfaitement compensé par l'incision des rivières I , et de conditions de précipitations et de lithologie uniformes, l'équation (1.17) prédit que le profil des rivières est concave vers le haut et que ce profil est décrit par une relation en loi puissance entre la pente du lit rocheux et l'aire drainée qui est également communément observée pour les rivières naturelles et est connu comme la loi de Flint (Flint, 1974; Hack, 1957; Snyder et al., 2000) :

$$S = k_s A^{-\theta} \quad (1.18)$$

Où $\theta = m/n$ représente la concavité du profil des rivières (indice de concavité ; Figure 1.8a) et $k_s = \left(\frac{U_s}{K}\right)^{1/n}$ représente la pente globale du profil pour un taux de variation de l'aire drainée donné (indice de pente ; Figure 1.8b). La relation décrite dans l'équation (1.18) n'est strictement valide qu'au-dessus

d'une aire drainée critique comprise entre 0.1 et 5 km² en dessous de laquelle les chenaux sont dominés par les écoulements de débris et/ou les glissements de terrain (Montgomery and Foufoula-Georgiou, 1993; Snyder et al., 2003; Stock and Dietrich, 2003; Wobus et al., 2006). θ et k_s peuvent être estimés à partir d'un diagramme bi-logarithmique reliant des mesures de pentes et d'aires drainées le long des rivières appelé *le diagramme pente-aire drainée*. Dans ce diagramme, θ correspond à la pente de la droite qui fit le mieux les données et k_s correspond à l'ordonnée à l'origine de cette droite. Afin de mesurer la pente et l'aire drainée le long du réseau hydrographique, celui-ci doit d'abord être extrait. Il existe une variété de méthodes pour réaliser cela qui sont présentées plus en détails en section 1.4.1 et 1.4.3.2. Toutefois, cette opération est généralement réalisée à partir d'algorithmes décrivant l'organisation des écoulements sur l'ensemble du bassin versant et un seuil d'aire drainée est utilisé pour définir le commencement du réseau hydrographique (Orlandini et al., 2011; Tarboton, 2003).

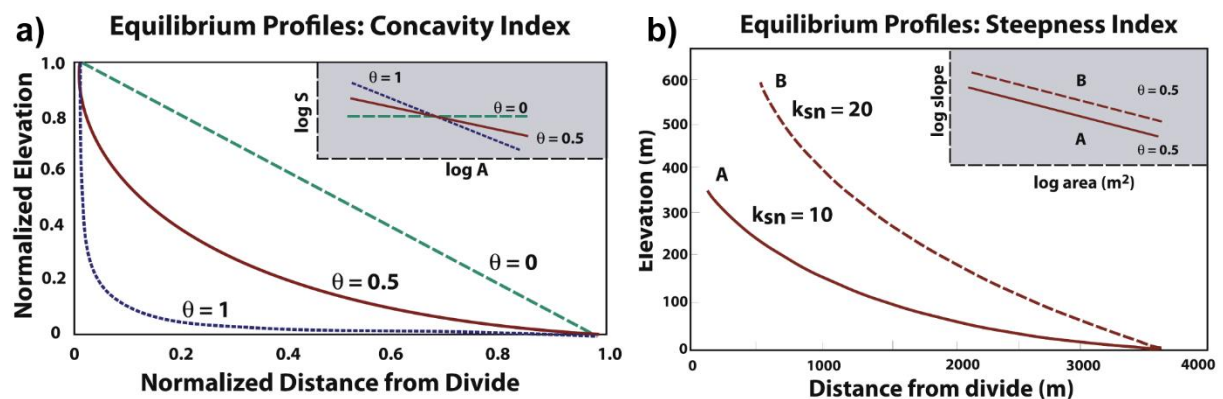


Figure 1.8 – Représentation schématique d'un profil de rivière en fonction de la relation entre la pente et l'aire drainée (modifié d'après Kirby and Whipple, (2012)). a) Exemples montrant l'influence de l'indice de concavité θ sur le profil de la rivière et la relation pente-aire drainée. b) Comparaison de deux profils dont l'indice de concavité est similaire mais avec un indice de pente k_s différent.

Des observations sur des rivières à l'équilibre montrent des valeurs de θ comprises entre 0.4 et 0.6 (Kirby and Whipple, 2012; Lague, 2014; Whipple, 2004a) et que celui-ci est indépendant des conditions climatiques, tectoniques et lithologiques (Lague, 2014; Whipple et al., 2013; Wobus et al., 2006). Les modèles d'incision en détachement-limité ou en transport-limité prédisent tous une relation entre k_s et le taux de surrection U qui est fonction du climat, de la lithologie et des processus d'incision dominant (Snyder et al., 2000, 2003; Whipple and Tucker, 1999).

L'indice de pente k_s a été largement appliqué comme indicateurs de l'efficacité de l'érosion et s'est montré utile dans l'interprétation de la réponse des chenaux aux forçages tectoniques, climatiques et lithologiques (Kirby and Whipple, 2012; Lague, 2014; Snyder et al., 2000, 2003; Wobus et al., 2006). Cependant, certaines limitations dans l'utilisation de la relation pente-aire drainée ont été soulevées par certains auteurs. Une de ces limitations est la sensibilité de la mesure de la pente aux bruits inhérents des données topographiques dû à la rugosité naturelle de la surface, à la précision de la mesure de l'altitude

ou au traitement permettant la création du MNT. Cette effet provoque une large dispersion des valeurs de pente dans le diagramme pente-aire drainée (Figure 1.9) et des méthodes de lissage des données et de calcul de moyenne sont nécessaires afin d'analyser le signal de la relation pente-aire drainée (Wobus et al., 2006). De plus, cette effet cache potentiellement toute déviation possible du comportement en loi puissance causé par un changement de processus, dans la lithologie, le climat ou encore le taux de surrection (Perron and Royden, 2013). Une seconde limitation est liée à l'apparente discontinuité des données (Figure 1.9), notamment pour les grandes aires drainées, due à l'augmentation abrupte de celle-ci à la jonction des tributaires de rivières créant des incertitudes importantes dans l'évaluation de la régression. Une approche alternative consiste à intégrer l'aire drainée le long du profil des chenaux et de la comparée avec l'élévation plutôt que la pente, cette méthode est souvent référée comme la « méthode intégrale » ou l'analyse par « le diagramme chi » (pour plus de détail sur cette approche voir (Mudd et al., 2014, 2018; Perron and Royden, 2013; Royden et al., 2000a)).

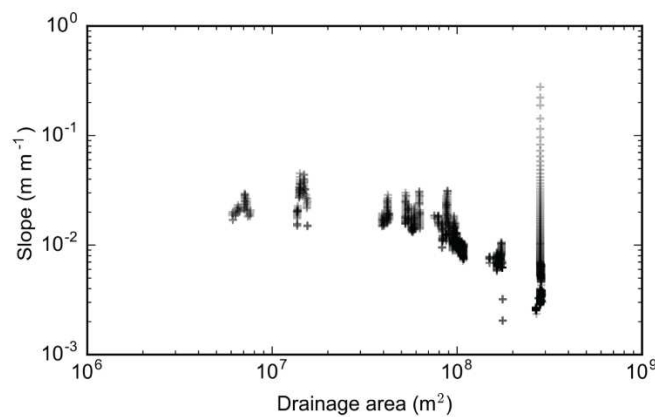


Figure 1.9 – Diagramme pente-aire drainée typique le long d'un profil de rivière situé sur un bassin proche de Xi'an en Chine (Mudd et al., 2018). Ce diagramme montre la large dispersion des pentes et la discontinuité des données causé par le caractère hiérarchique de l'aire drainée.

B) Les *knickpoints*

Les déviations du profil concave lisse des rivières sont souvent interprétées comme résultantes de l'influence de conditions climatiques, tectoniques ou lithologiques particulières. Un exemple type de ces déviations sont les *knickpoints* qui peuvent être définis comme des changements discrets dans la pente des rivières (Whipple and Tucker, 1999). Ces géométries dites « anormales » peuvent se former à la suite de perturbations climatiques et tectoniques externes provoquant une chute rapide du niveau de base et constituent donc un élément clé de la dynamique des chenaux que les modèles d'incision doivent reproduire (Lague, 2014). Leurs morphologies sont variées et sont de trois types : les « vertical step » *knickpoints* caractérisés par un changement abrupt dans la pente locale (e.g. cascades), les « slope-break » *knickpoints* correspondant à une transition entre deux sections de rivière de concavité similaire mais d'indices de pente k_s différents et les « knickzones » qui correspondent à un changement dans la

concavité du profil de rivière (Haviv et al., 2010; Whipple et al., 2013; Wobus et al., 2006). Chaque morphologie peut être identifiée par un changement abrupt caractéristique dans la relation pente-aire drainée induisant une variation locale de k_s (Figure 1.10).

Certaines études ont montré l'importance de la largeur des chenaux dans le développement et la dynamique des *knickpoints* (Baynes et al., 2018; Hancock and Anderson, 2002; Whittaker et al., 2007). Elles ont notamment montré un rétrécissement systématique des chenaux en concomitance avec une augmentation de la pente. Ces exemples montrent la nécessité de documenter à la fois la variation de pente et de largeur des chenaux dans l'analyse des géométries anormales des rivières comme les *knickpoints*.

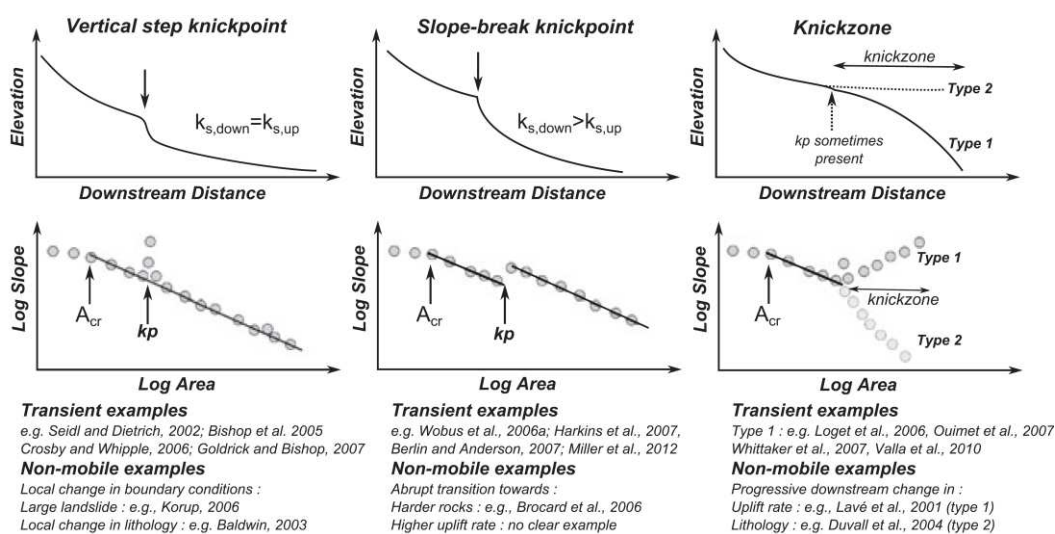


Figure 1.10 – Schémas simplifiés de la morphologie des *knickpoints* et *knickzones* le long d'un profil longitudinal et leur expression dans la relation pente-aire drainée (Lague, 2014).

C) Les plaines d'inondations

Une transition majeure le long du réseau hydrographique se produit à l'endroit où les sédiments commencent à être stockés en dehors du chenal de la rivière sous la forme de plaine d'inondation augmentant ainsi leur temps de résidence au sein du système fluvial. La morphologie des plaines d'inondation peut être différenciée selon qu'elles soient confinées, partiellement confinées ou non confinées au sein de la vallée (Brierley and Fryirs, 2013). Jain et al. (2008) ont définis le point d'initiation des plaines d'inondation comme le point de transition entre les vallées confinées et partiellement confinées (Figure 1.11). En amont de cette transition, les rivières sont généralement abruptes, étroites et confinées entre les flancs de la vallée formant un chenal unique. Dans ce contexte, seules des petites zones de dépôts occasionnelles et très localisées peuvent se former. En aval de cette transition, alors que la pente diminue et que la vallée s'élargit, des plaines d'inondation discontinues se forment, alternant d'un côté de l'autre du chenal jusqu'à ce qu'elles deviennent larges et continues au niveau des vallées non confinées latéralement. Dans de nombreux cas, la perte de confinement

correspond également à une transition d'un chenal unique, défini par la largeur de la vallée, à une rivière en tresse non confinée avec des chenaux multiples (Garcia Lugo et al., 2015).

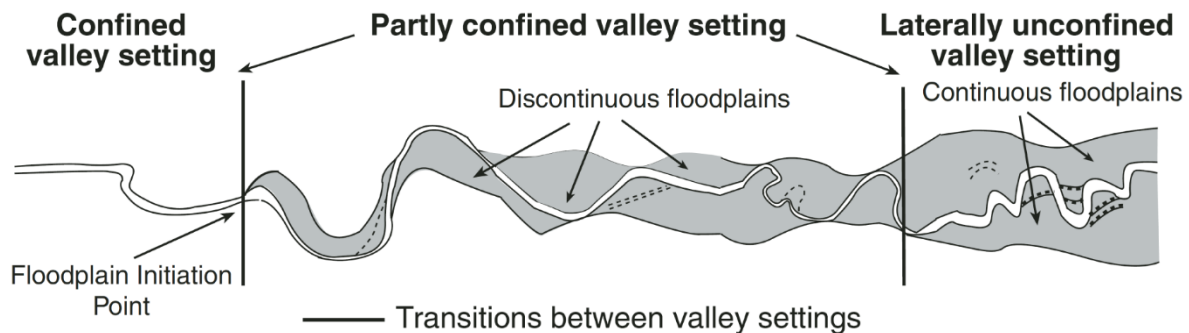


Figure 1.11 – Illustration simplifiée du changement vers l'aval de la morphologie des rivières et de l'initiation des plaines d'inondation le long des vallées confinées, partiellement confinées et non-confinées (Jain et al., 2008).

A partir d'expériences numériques, Croissant et al., (2019) ont montré que la transition entre les vallées confinées et non-confinées est associée à une diminution significative de la capacité de transport de la rivière à chenal unique. Leurs résultats ont démontré que seul un système en tresse, composé de multiples chenaux étroits et de plaines d'inondations, est capable de maintenir la capacité de transport totale de la rivière confinée en amont en augmentant la gamme des débits compétents. Cette étude montre notamment le rôle du degré de confinement de la vallée dans la modulation de l'impact des grandes crues sur le transport sédimentaire et l'incision fluviale.

L'identification des plaines d'inondation peut fournir des informations importantes d'un point de vue hydrologique et géomorphologique. A titre d'exemple, la caractérisation de la distribution spatiale des plaines d'inondation fournit des informations sur l'étendue des crues passées et constitue donc un enjeu pour la prédiction des crues et la gestion des risques d'inondation associés pour les populations (e.g. David and Schmalz, 2020; Hocini et al., 2021). D'un point de vue géomorphologique, l'identification des plaines d'inondation peut fournir des indications importantes sur la dynamique sédimentaire et l'incision long terme des rivières (e.g. Belmont, 2011; Croissant et al., 2019).

L'identification des plaines d'inondation a été principalement investiguée à travers (i) l'utilisation de carte de risques et de modèle hydraulique (e.g. Grimaldi et al., 2013; Hocini et al., 2021; Noman et al., 2001) et (ii) à partir de méthodes de classification basées sur des indicateurs topographiques (e.g. pente, aire drainée, courbure, distance au chenal le plus proche etc) reflétant la géométrie du terrain (e.g. Clubb et al., 2017; Degiorgis et al., 2012; Dodov and Foufoula-Georgiou, 2006; Manfreda et al., 2014).

1.1.3 Connexions versant-réseau

L'extension du réseau de vallées contrôle le transfert de l'eau et des sédiments vers le réseau chenalisé des rivières qui à son tour contrôle la densité de drainage du paysage (Horton, 1945; Tucker and Bras,

1998) et donc les temps de transfert de la matière à l'intérieur du bassin versant. Les connexions entre les versants convexes, les vallées non chenalées et le réseau chenalé, définies ici sous le terme générique de connexions versant-réseau, jouent donc un rôle majeur dans la dynamique des paysages. La compréhension des mécanismes responsables de la formation de chacun de ces domaines et l'identification de leur étendue spatiale sur le terrain constitue un problème fondamental de recherche en géomorphologie (e.g. Clubb et al., 2014; Dietrich and Dunne, 1993; DR and WE, 1994; Gilbert, 1877; Horton, 1945; Montgomery and Dietrich, 1989; Montgomery and Foufoula-Georgiou, 1993; Montgomery D.R. and Dietrich W.E., 1988; O'Callaghan and Mark, 1984; Passalacqua et al., 2010a; Pelletier, 2013; Tarboton et al., 1992; Tarolli and Dalla Fontana, 2009).

Les transitions versant-réseau sont de plusieurs types et dépendent des mécanismes de formation des vallées non chenalées et des chenaux ainsi que de leur position le long du réseau hydrographique. Aux extrémités amont du réseau chenalé se trouve les têtes de chenaux définies comme « *la limite amont de l'érosion et de la concentration des flux entre des berges bien définies* » (traduit de l'anglais (Montgomery and Dietrich, 1989)). Les têtes de chenaux diffèrent des têtes du réseau hydrographique, qui correspondent à la localisation où l'écoulement de l'eau est permanent, et peuvent être reconnaissables morphologiquement par une rupture nette ou progressive de la pente avec le terrain alentours (Dietrich and Dunne, 1993). Entre les têtes des chenaux et les têtes du réseau hydrographique se situent les écoulements éphémères et intermittents.

Deux modèles principaux contrôlant la distribution spatiale des têtes de chenaux ont été proposés. Le premier suggère que la position des têtes de chenaux reflète la transition entre la dominance des processus de versant diffusifs vers la dominance de processus fluviaux advectifs et correspond à un seuil d'aire drainée constant (Gilbert, 1877, 1909; Smith and Bretherton, 1972; Tarboton et al., 1992). Ainsi, la position des têtes de chenaux correspond à la transition entre un profil de pente convexe vers un profil de pente concave. Montgomery and Foufoula-Georgiou, (1993) ont montré que cette transition définit l'extension des zones topographiques divergentes et est plus représentative de la transition versants-vallées non-chenalées. Le second modèle suggère que les têtes de chenaux représentent un seuil d'érosion (Horton, 1945) et donc un changement net de processus de transport sédimentaire. Plusieurs processus participant à l'initiation des chenaux ont été suggérés dont le ruissellement de surface par saturation (Kirkby and Chorley, 1967), le suintement des écoulements souterrains (Dunne, 1980) et les glissements de terrain de faible profondeur au niveau des fortes pentes (Dietrich et al., 1986) menant à des morphologies de têtes de chenaux très différentes (Dietrich and Dunne, 1993). Les modèles d'initiation des chenaux par ruissellement de surface et glissements de terrain de faible profondeur prédisent une relation inverse entre la pente locale et l'aire drainée critique au niveau des têtes de chenaux supportée par des observations de terrain (Figure 1.12; (Montgomery and Dietrich, 1989; Montgomery D.R. and Dietrich W.E., 1988)). Ainsi, certains auteurs ont proposé un seuil d'initiation des chenaux (C) basé sur la pente locale et l'aire drainée :

$$C = A^\mu S^\beta \quad (1.19)$$

Où β est un exposant dont la valeur dépend des conditions climatiques et lithologiques, de la végétation et du degré d'artificialisation des sols. A partir de mesures de terrain, les exposants sont souvent supposés $\mu = 1$ et $\beta = 2$ (Jefferson and Mcgee, 2013; Montgomery and Foufoula-Georgiou, 1993; Orlandini et al., 2011).

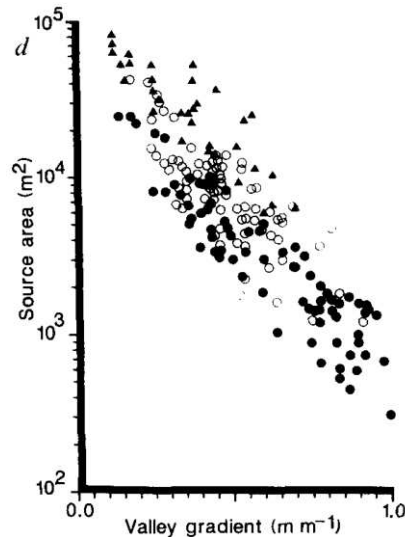


Figure 1.12 - Graphique montrant l'aire drainée en fonction de la pente topographique locale au niveau de tête de réseau cartographiées sur le terrain par Montgomery D.R. and Dietrich W.E., (1988). Les mesures ont été effectuées dans les régions de Coos Bay en Oregon (cercles noirs plein), Sierra Nevada (triangles noirs) et Marin County (cercles blancs) en Californie.

Chaque hypothèse d'initiation des chenaux décrites précédemment est valide et supportée par des observations de terrain. Les mécanismes contrôlant la position des têtes de chenaux dépendent grandement des conditions climatiques, lithologiques et topographiques locales ainsi que de l'échelle de temps considérée. Les transitions reflétant des changements dans les processus d'érosion et de transport dominants ont été largement investiguées à l'échelle d'un bassin versant à travers le diagramme pente-aire drainée (Ijjasz-Vasquez and Bras, 1995; Montgomery and Foufoula-Georgiou, 1993; Willgoose et al., 1991c). Ce diagramme et les interprétations associées sont présentés dans la prochaine section.

1.1.4 Identification et organisation spatiale des processus : le diagramme pente-aire drainée

Il est possible de généraliser l'approche du diagramme pente-aire drainée, présentée en section 1.1.2.2.A, à l'ensemble du bassin versant. Pour ce faire, la pente et l'aire drainée sont calculées le long de la direction de l'écoulement en chaque point du bassin versant et reportées dans le diagramme bi-logarithmique pente-aire drainée. La moyenne des pentes est ensuite calculée selon des intervalles d'aire drainées suivant une échelle logarithmique (Wobus et al., 2006).

De nombreux auteurs ont analysé ce diagramme à l'échelle du bassin versant et ont identifié différents comportements dans l'évolution moyenne de la pente et de l'aire drainée qui ont été interprétés comme les signatures topographiques de processus d'érosion et de transports distincts (e.g. Booth et al., 2013; Ijjasz-Vasquez and Bras, 1995; Istanbuluoglu and Bras, 2005; Lague, 2003; Lague et al., 2000; Montgomery and Foufoula-Georgiou, 1993; Ramsey et al., 2006; Stock and Dietrich, 2003; Tseng et al., 2015; Tucker and Bras, 1998; Vergari et al., 2019a). Ces signatures définissent des transitions identifiables dans le diagramme pente-aire drainée délimitant différents domaines caractérisés par la présence de processus dominants qui peuvent être cartographiés sur un MNT. La Figure 1.13 présente une synthèse non exhaustive de ces travaux et des interprétations proposées. Le diagramme pente-aire drainée constitue ainsi un outil fondamental dans l'analyse de la relation forme-processus dans les paysages et dans la cartographie spatiale des processus.

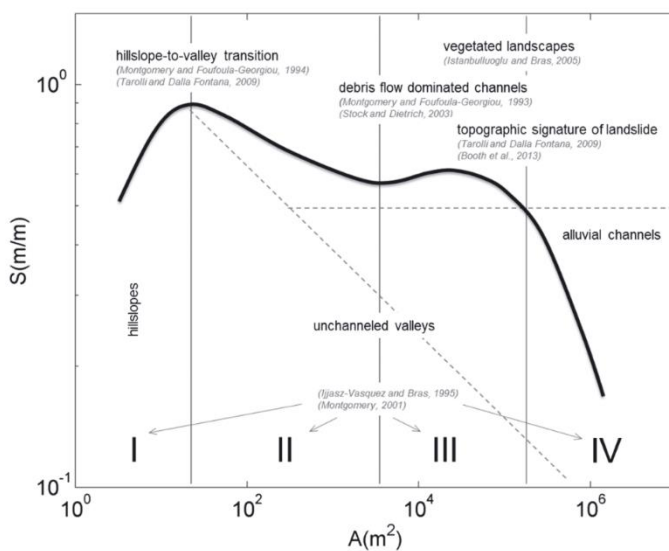


Figure 1.13 – Schéma simplifié du diagramme pente-aire drainée à l'échelle d'un bassin versant résumant les interprétations possibles des différents comportements observés dans la littérature (Tseng et al., 2015). Les études indiquées en gris clair représentent un échantillon de la littérature sur le sujet.

1.1.4.1 Signatures des processus d'érosion et de transport dominants dans le diagramme pente-aire drainée

La synthèse des travaux réalisés sur le diagramme pente-aire drainée indique que la relation moyenne entre ces deux indicateurs montre généralement deux points d'inflexion. Le premier est associé à la transition versants-vallées non-chenalisée, définissant la transition entre le domaine convexe (I), où la pente augmente avec l'aire drainée, et le domaine concave (II), où la pente décroît en fonction de l'aire drainée selon une loi puissance de la forme de l'équation (1.18). Le second point d'inflexion correspond à la transition entre les vallées non-chenalisées ou/et les chenaux dominés par les coulées de débris vers le réseau de rivière chenalisé dominé par l'érosion fluviale (IV, Figure 1.13) pour lequel s'exprime une loi puissance de la forme de l'équation (1.18) dont l'exposant θ est supérieur à celui défini pour les vallées non-chenalisées. Montgomery and Foufoula-Georgiou (1993) ont été parmi les premiers à identifier et proposer un partitionnement du diagramme pente-aire drainée suivant les quatre domaines définis précédemment (Figure 1.14a et b). Ces domaines sont séparés par différents seuils dont (i) deux seuils d'aire drainée constante pour les deux points d'inflexion, (ii) un seuil fonction de la pente et de

l'aire drainée sous la forme de l'équation (1.19) pour la transition entre les vallées non-chenalées et le domaine chenalé et (iii) un seuil de pente constante situé entre 0.03 et 0.1 au-dessus duquel les chenaux sont dominés par les coulées de débris. Ce dernier seuil a aussi été suggéré par d'autres auteurs à partir d'observations sur le terrain (Seidl and Dietrich, 1992; Stock and Dietrich, 2006, 2003).

Tandis que les domaines I, II et IV, décrivant respectivement les versants convexes, les vallées non-chenalées et le réseau de rivières chenalé, sont communément observés dans le diagramme pente aire drainée, certaines études ont également identifiées un domaine III caractérisé soit par une pente constante en fonction de l'aire drainée soit par une forme caractéristique en « lobe ». Dans leur analyse du diagramme pente-aire drainée, Ijjasz-Vasquez and Bras (1995) ont défini un domaine III pour lequel la pente topographique moyenne est constante en fonction de l'aire drainée (Figure 1.15) et ont interprété ce comportement comme reflétant la transition entre le domaine non-chenalé et chenalé : dans ce domaine III les deux domaines coexistent et la pente moyenne constante résulte de l'expression des deux lois puissance du domaine II et IV. Stock and Dietrich (2006, 2003) ont interprété la forme caractéristique en « lobe » comme reflétant la signature topographique de l'occurrence des coulées de débris et Booth et al. (2013) ont montré que celle-ci correspond également à la signature des glissements de terrain (Figure 1.16). Cette signature n'est pas toujours visible et dépend notamment de la résolution des MNT utilisés (Tarolli and Dalla Fontana, 2009)

Il est important de noter que les différents seuils marquant les transitions entre différents domaines, ainsi que la valeur des exposants caractérisant les lois puissance, varient en fonction du climat, du taux de surrection, de la lithologie, de l'histoire du système ainsi que des processus actifs au sein du bassin versant.

Le diagramme pente-aire drainée a été appliqué à une large variété de problèmes en géomorphologie comme l'identification des têtes de chenaux (e.g. McNamara et al., 2006; Orlandini et al., 2011; Tarolli and Dalla Fontana, 2009), la détection de la signature topographique des glissements de terrain et des coulées de débris (Booth et al., 2013; Lague, 2003; Stock and Dietrich, 2006, 2003; Tucker and Bras, 1998), la caractérisation du rôle de la végétation dans l'influence des processus de surface façonnant les paysages (Istanbulluoglu and Bras, 2005), la caractérisation des changements topographiques associés aux événements climatiques extrêmes (Tseng et al., 2015), la détection du rôle de la lithologie dans la géométrie des versants (Lague et al., 2000; Ramsey et al., 2006) ainsi que pour la quantification de la déformation dans les régions tectoniquement actives (e.g. Kirby and Whipple, 2012; Snyder et al., 2000, 2003; Wobus et al., 2006).

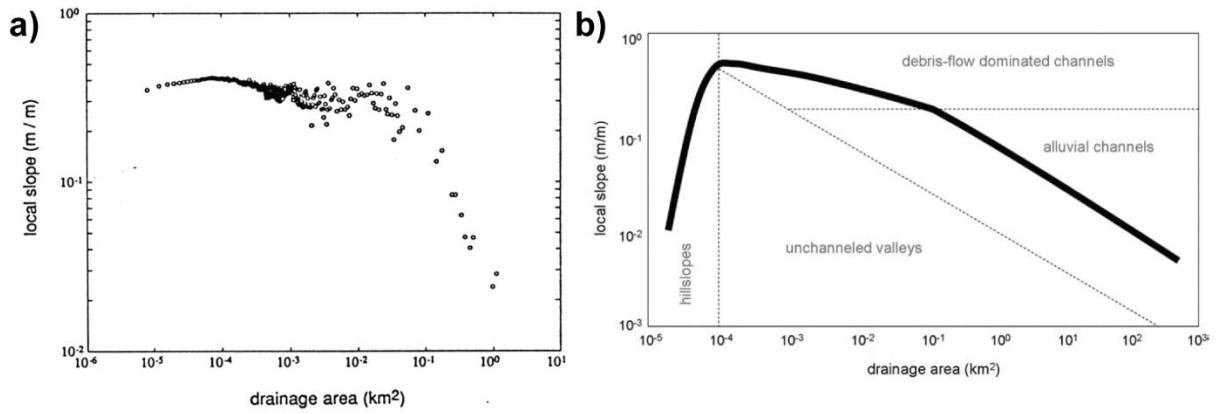


Figure 1.14 - Diagramme pente-aire drainée de la Tennessee Valley dans la région du Marin County en Californie (a) et son interprétation (b) (Montgomery and Foufoula-Georgiou, 1993). Les points représentent les valeurs moyennes. Le diagramme de gauche a été obtenu à partir d'un MNT à 2 m de résolution.

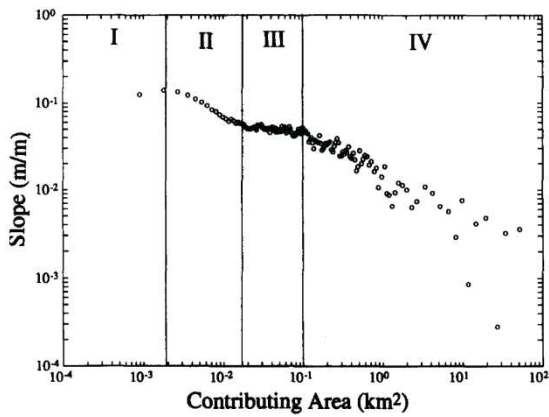


Figure 1.15 - Diagramme pente-aire drainée pour le bassin de Brushy Creek en Alabama, Etats-Unis (Ijjasz-Vasquez and Bras, 1995). Quatre domaines avec différentes tendances entre la pente et l'aire drainée sont observés. I : Versant, II : Vallée concave non-chenalisée, III : Zone de transition et IV : Réseau chenalisé. Les points représentent la moyenne des pentes. Le MNT utilisé a une résolution de 30 m.

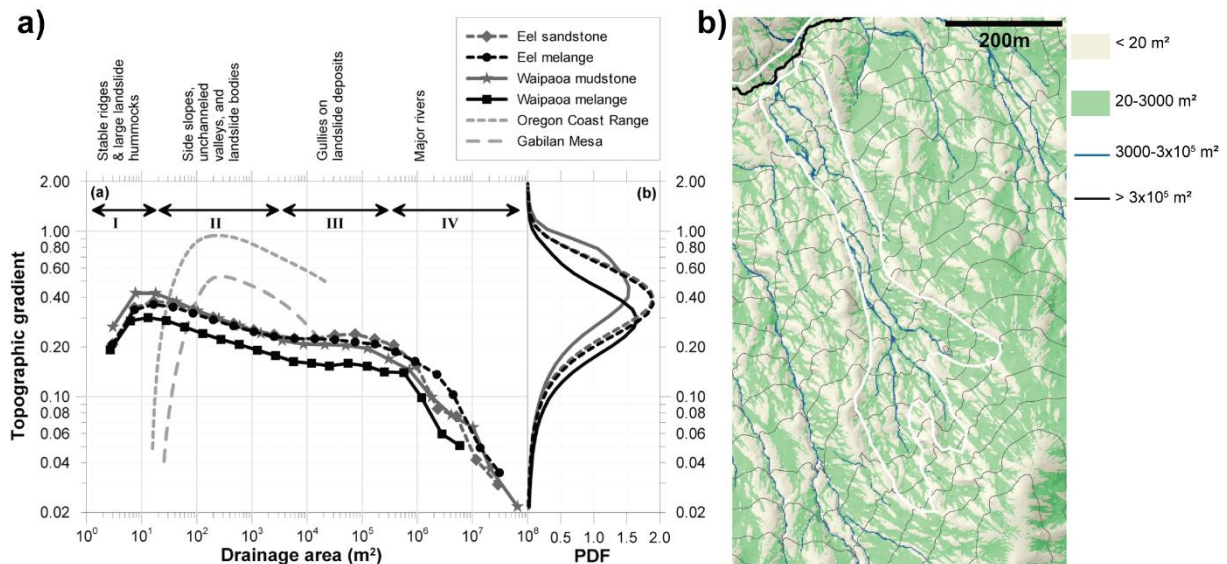


Figure 1.16 – Diagramme pente-aire drainée obtenu à partir de MNT LiDAR à 2 m de résolution pour différentes rivières subdivisées en différentes lithologies (a) et la cartographie correspondante aux différents domaines (I, II, III, IV) décrits en (a) (Booth et al., 2013).

1.1.4.2 Limites de l'approche

Les limites de l'analyse du diagramme pente-aire drainée sont de deux types : (i) des limites dans l'interprétation des relations en loi puissance entre la pente et l'aire drainée observées et (ii) des limites concernant l'utilisation même de ces deux indicateurs.

Les limites dans l'interprétation des relations en loi puissance sont liées aux hypothèses sous-jacentes qui sont parfois difficile à vérifier. Pour un système en détachement-limité ces hypothèses sont :

- Le système est à l'équilibre dynamique
- Le système est en détachement-limité
- Le taux de surrection est homogène
- Le paramètre K (Equation (1.17)) est constant : la nature des roches, l'évolution de la géométrie hydraulique (Equation (1.8)) et l'hydrologie du bassin (Equation (1.14)) soient homogènes à l'échelle du bassin versant.

Si ces hypothèses ne sont pas vérifiées, alors l'estimation des paramètres k_s et θ peuvent être biaisées et mené à des interprétations erronées.

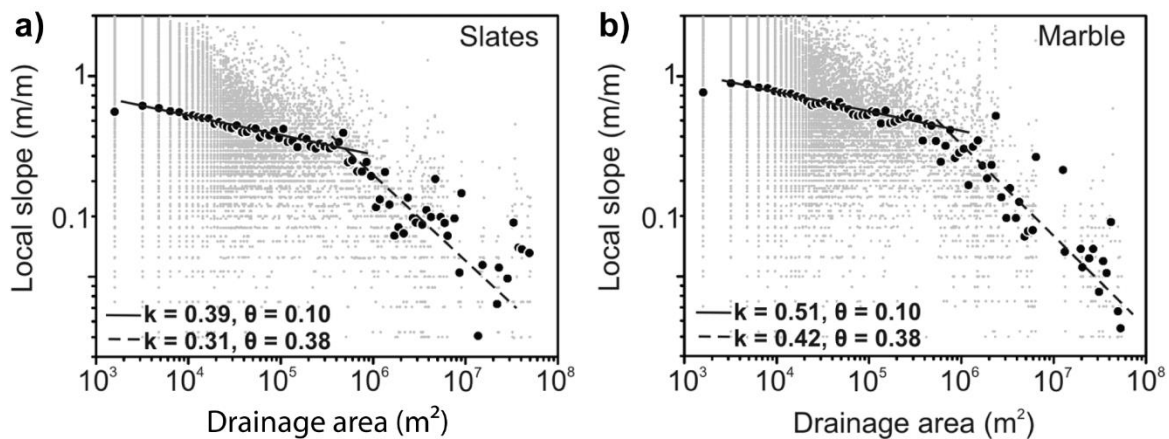


Figure 1.17 – Diagrammes pente-aire drainée du bassin de Liwu, Taiwan sur différentes lithologies (Ramsey et al., 2006). a) Diagramme pente-aire drainée sur des ardoises et b) sur des marbres. Les points gris claires indiquent les données brutes tandis que les points noirs indiquent la moyenne logarithmique. Ces deux diagrammes ont été obtenus à partir de MNT d'une résolution de 40 m.

Les limites liées à l'utilisation même de la pente topographique et de l'aire drainée ont partiellement été décrites en section 1.1.2.2.A :

- **La grande dispersion des pentes**, caractéristique du diagramme pente-aire drainée, peut cacher des déviations de la relation en loi puissance observée en prenant en compte l'ensemble du bassin versant. Par exemple, Ramsey et al. (2006) ont analysé le diagramme pente aire-drainée pour l'ensemble du bassin versant de Liwu à Taiwan et selon différentes lithologies au sein de ce bassin. Leurs résultats ont montré que tandis que la relation pente-aire drainée moyenne sur

l'ensemble du bassin versant ne montre pas une transition claire entre le domaine dominé par les glissements de terrain et le domaine chenalisé des rivières, celle-ci est mieux exprimée lorsque seule une lithologie est considérée (Figure 1.17a et b). De plus, l'indice de pente k_s (Equation (1.18)) varie en fonction de la lithologie.

- **La discontinuité des valeurs d'aires drainées.** Lorsque le diagramme pente-aire drainée est appliqué sur l'ensemble du bassin versant, cette discontinuité peut être accentuée pour les petites aires drainées si la résolution du MNT utilisé est faible (un exemple de cette discontinuité est visible sur la Figure 1.17). Cette discontinuité ne permet pas l'identification précise de la transition versants-vallées non-chenalisées à basse résolution (Tarolli and Dalla Fontana, 2009). Aux grandes aires drainées, cette discontinuité induit des incertitudes dans la mesure des paramètres de la loi puissance (Mudd et al., 2014, 2018; Perron and Royden, 2013; Royden et al., 2000a).
- Une autre limite de l'utilisation de l'aire drainée est **la supposition implicite que la largeur des rivières est inférieure à la taille du pixel.** Cette supposition est directement liée à la non prise en compte de la largeur des rivières dans le calcul d'aire drainée notamment dû à l'utilisation d'algorithmes de description des flux ne permettant pas le calcul de l'aire drainée par unité de largeur dans les rivières (Voir section 1.4.1.1). Tandis que cette hypothèse est valide lorsque le diagramme est appliqué sur des MNT basse résolution, celle-ci devient invalide pour des données topographiques haute résolution. Le réseau chenalisé ainsi défini résulte en un squelette 1D indépendamment de la largeur du flux d'eau avec des chemins d'écoulement incorrectes connectant les versants, les vallées non-chenalisées, les chenaux et les plaines d'inondations ne permettant pas la définition correcte des transitions versants-réseau. Ce point sera davantage discuté en section 1.4.1. La prise en compte de la largeur de l'écoulement est cependant essentielle étant donné l'importance de celle-ci dans le contrôle des processus d'incision et de transport sédimentaire (section 1.1.2.1.D et E). Dans le chapitre 2, nous verrons que la simulation hydraulique 2D peut permettre de résoudre ce problème.

1.2 Détection et analyse géométrique des glissements de terrain

Un glissement de terrain est défini comme « *le mouvement vers le bas ou vers l'extérieur d'une masse de matériaux formant une pente sous l'influence de la gravité, se produisant sur des limites discrètes et ayant lieu initialement sans l'aide de l'eau comme agent de transport.* » (Crozier, 1999). Cette définition inclut donc tout type de mouvement de sol, de roche et de débris incluant un écoulement, un glissement, un basculement ou une chute de blocs (Varnes and Cruden, 1996). Dans ce manuscrit, les mots *glissement de terrain*, *mouvement gravitaire* et *mouvement de masse* sont utilisés comme des synonymes.

Dans les paysages montagneux de chaîne active, les évènements extrêmes, comme les typhons et les séismes de forte magnitude, peuvent provoquer des dizaines de milliers de glissements de terrain participant activement à l'érosion des versants et des paysages (Keefer, 1994; Marc et al., 2019) et représentant un risque significatif pour les populations locales (e.g. Pollock and Wartman, (2020)). La cartographie rapide et exhaustive des glissements de terrain est nécessaire pour permettre une documentation robuste de leur distribution spatiale, de leur volume et des changements topographiques associés. Ces informations sont cruciales pour comprendre le rôle des évènements extrêmes sur l'évolution des paysages d'une part et pour améliorer la gestion des risques directes et secondaires d'autre part. A titre d'exemples, les inventaires de glissement de terrain et leur propriétés statistiques associées (e.g. distribution des aires, volumes) ont été utilisés pour quantifier le budget topographique des séismes afin de déterminer si ceux-ci tendent à créer ou détruire la topographie (Li et al., 2014; Marc et al., 2016b; Parker et al., 2011) et ainsi définir la contribution des évènements sismiques majeurs aux taux de dénudation long-terme des chaînes de montagnes (Hovius et al., 1997; Marc et al., 2019). D'autres auteurs se sont intéressés à la réponse morpho-dynamique des rivières suite à un apport massif de sédiments par les glissements de terrain (Croissant et al., 2017b) et à la prédiction des risques hydro-sédimentaires associés (Croissant et al., 2017a). La cartographie des glissements de terrain a aussi été largement utilisée pour la collection d'informations sur leur susceptibilité d'occurrence qui est essentielle dans l'évaluation quantitative des risques (Bloom et al., 2021; Galli and Guzzetti, 2007; Guzzetti et al., 2012).

Cette section a pour objectif de présenter (i) les approches générales et les plus communes de cartographie et de création d'inventaires de glissements de terrain, (ii) leurs propriétés statistiques et (iii) l'estimation de leur volume. La fin de cette section est consacrée à la présentation des sources d'incertitude associées aux étapes de cartographie et d'estimation du volume des glissements et à leurs implications.

1.2.1 Génération d'inventaire de glissements de terrain

Un inventaire de cartographie des glissements de terrain enregistre la localisation, la date et le type de mouvement gravitaire (lorsque ceux-ci sont connus) ayant induit des traces discernables et reconnaissables dans une région donnée (Guzzetti et al., 2012; Pašek, 1975). Cette cartographie peut être réalisée en utilisant plusieurs techniques en fonction de l'étendue de la zone étudiée, des données disponibles (e.g. imagerie aérienne, modèles numériques de terrain), de leurs caractéristiques (e.g. résolution spatiale, informations disponibles, étendue), de l'objectif de l'inventaire ainsi que de l'expertise de l'investigateur. Les inventaires contiennent généralement des informations additionnelles en relation avec ou indicatives des glissements de terrain comme l'étendue de la zone source (exposée ou entière), l'étendue de la zone de transport, l'étendue de la zone de dépôt, les zones de déformations de pente (e.g. cicatrices, fissures) et autres informations ponctuelles relevant une caractéristique

particulière des glissements (e.g. création d'un barrage, points le plus haut/bas) (Dellow et al., 2017; Guzzetti et al., 2012; Zhong et al., 2020).

Toute cartographie des glissements de terrain se base sur des hypothèses de détection. Guzzetti et al., (2012) ont listé quatre d'entre elles qui sont parfois considérées dans leur ensemble ou partiellement :

- (i) Les glissements de terrain induisent des signatures topographiques caractéristiques qui peuvent être identifiées sur le terrain ou à travers l'interprétation de données issues de techniques de télédétection comme des images aériennes, d'images satellites, ou de modèles numériques d'élévation.
- (ii) En général, un même type de mouvement de masse (e.g. chute, écoulement, glissement) induit des signatures topographiques similaires (Crozier, 1999; Varnes and Cruden, 1996). Ainsi, un géomorphologue expérimenté peut déterminer l'étendue de la rupture d'un glissement de terrain et le type de mouvement de masse associé à partir de l'interprétation de sa signature topographique. Cependant, comme différents processus peuvent induire différentes formes dans les paysages, l'interprétation du type de mouvement doit être effectuée avec soin.
- (iii) Comme les glissements de terrain résultent de processus physiques et peuvent être décrits par des lois mécaniques, la localisation de leur occurrence dans les paysages peut être prévisible à partir d'information sur les mécanismes de ruptures obtenus par d'autres inventaires.
- (iv) Les ruptures de pentes menant à des glissements de terrain sont plus susceptibles de se produire dans les mêmes conditions qui ont conduit à des ruptures passées.

La création d'inventaire et l'identification des signatures des glissements de terrain peuvent être réalisées de façon manuelle par interprétation visuelle d'images ou de MNT (Figure 1.18a), ou à partir de méthodes automatiques (Figure 1.18b). L'interprétation visuelle à partir d'images aériennes ou/et satellites reste la méthode la plus communément utilisée pour laquelle l'identification de la signature des glissements se base principalement sur les différences de forme, taille, couleurs, texture, motif entre les images pré- et post-événement (e.g. (Dellow et al., 2017; Massey et al., 2018)). Ces différences étant notamment provoquées par le changement drastique du couvert végétal induit par les glissements. Même si la cartographie manuelle peut être très longue et fastidieuse lorsqu'elle est appliquée sur de grande surfaces, celle-ci reste souvent utilisée et justifiée afin de limiter les erreurs de détection des méthodes automatiques. De plus, la disponibilité d'images à haute résolution (résolution pluri décimétriques) permet la détermination précise des limites des glissements de terrain à la main. Cependant, il est important de noter que la cartographie manuelle reste sujette à l'interprétation de l'expert et que deux inventaires réalisés sur une même région par deux experts différents ne seront jamais similaires (Guzzetti et al., 2012).

Ces dernières années ont vu le développement de nombreuses méthodes de détection automatique des glissements de terrain (Zhong et al., 2020). Cet engouement est justifié par la volonté de créer des inventaires de façon efficace, rapide, objective et reproductible ainsi que par la disponibilité grandissante

de données haute résolution à large couverture. Ces méthodes se basent généralement sur les informations spectrales fournies par les images comme l'indice de végétation par différence normalisée (NDVI) supposant que les glissements de terrain sont reconnaissables par les changements du couvert végétal qu'ils induisent. Les approches de détection développées sont de deux types : des approches (i) pixel-par-pixel incluant des méthodes de segmentation par seuillage, détection de changements et de classification supervisée et non-supervisée ainsi que des approches (ii) orientée objet. A titre d'exemple, Behling et al., (2014, 2016a) ont développé une méthode de détection orientée objet basée sur les changements temporels du NDVI à partir d'images satellites RapidEye (Figure 1.18b).

Etant donné la plus-value apportée par les modèles numériques de terrain haute résolution dans la description quantitative de la surface topographique (e.g., rugosité, pente, courbure) ceux-ci ont été utilisés pour la détection de glissements de terrain (Jaboyedoff et al., 2012; Tarolli, 2014; Zhong et al., 2020). Notamment, la capacité du LiDAR à décrire la surface topographique sous couvert végétal donne un avantage certain pour la reconnaissance de mouvements gravitaires. Cependant, l'interprétation visuelle de ces données, en conjonction avec les images aériennes et satellites, reste l'utilisation la plus commune. Les méthodes semi-automatiques de détection à partir de données LiDAR seront présentées en détail dans la section 1.4.3.4.

Les différentes méthodes de cartographie des glissements de terrain, notamment les méthodes à partir de données radars, ont été revues récemment par Zhong et al., (2020).

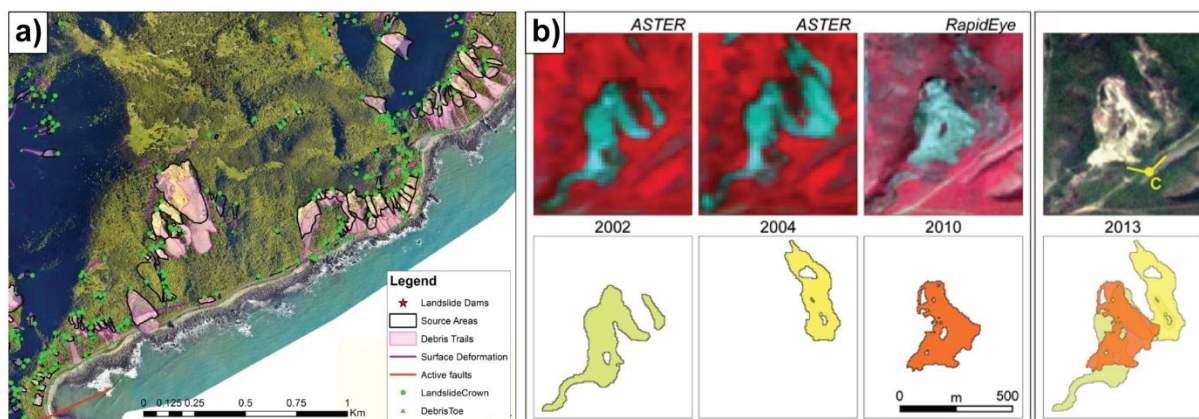


Figure 1.18 – Exemple de cartographie de glissement de terrain. a) Cartographie manuelle de sources et dépôts de glissement de terrain dans la région de Kaikoura, Nouvelle-Zélande (Dellow et al., 2017). b) Cartographie automatique de l'évolution temporelle d'un glissement de terrain basée sur l'information spectrale infra-rouge (Behling et al., 2016b). Les images infra-rouge et optiques sont montrées en haut et la cartographie automatique correspondante est montrée en bas.

1.2.2 Distribution aire-fréquence

Une des propriétés statistiques la plus communément décrite des inventaires de glissement de terrain est la distribution aire-fréquence qui met en relation les aires des glissements et leur fréquence

d'occurrence. Les observations montrent systématiquement trois caractéristiques de cette distribution. Celle-ci est généralement caractérisée par (i) une loi puissance pour les glissements de moyenne et grande taille (plusieurs dizaines à plusieurs millions de mètres carrés) (ii) une divergence de la loi puissance à partir d'une aire critique définie comme le 'point de rupture' ('*cutoff point*' en anglais) et (iii) un *rollover* à partir duquel la fréquence des plus petits glissements de terrain décroît (Figure 1.19 ; (Van Den Eeckhaut et al., 2007; Guzzetti et al., 2002; Malamud et al., 2004; Stark and Hovius, 2001)).

La queue de distribution de la loi puissance, caractérisée par un exposant β (Figure 1.19), est une partie importante de la distribution aire-fréquence car elle contient les plus grands volumes de sédiments délivrés par les glissements de terrain. Cet exposant β a été utilisé notamment pour quantifier les taux de dénudation associés aux glissements de terrain (Hovius et al., 1997) et pour l'évaluation quantitative des risques associés (Guzzetti et al., 2005).

La cause de la divergence de la loi puissance et de la présence du *rollover* est sujette à débat et cinq hypothèses ont été proposées avec différentes implications (Tanyaş et al., 2019) :

- (i) **Hypothèse 1** : la divergence résulte d'un sous-échantillonnage des plus petits glissements de terrain causé par la résolution des images utilisées pour la création des inventaires qui limite la superficie minimum détectable (Brardinoni and Church, 2004; Hungr et al., 1999; Stark and Hovius, 2001).
- (ii) **Hypothèse 2** : le *rollover* marque la transition entre deux mécanismes de rupture différents. Les glissements les plus profonds et volumineux sont principalement contrôlés par la friction tandis que les glissements moins profonds et petits sont contrôlés par la cohésion (Bennett et al., 2012; Frattini and Crosta, 2013; Guzzetti et al., 2002; Jeandet et al., 2019; Stark and Guzzetti, 2009).
- (iii) **Hypothèse 3** : la distribution aire-fréquence est contrôlée par la distribution spatiale de l'humidité des sols en combinaison avec la pente topographique (Pelletier et al., 1997). Cette hypothèse stipule que le déclenchement des glissements de terrain de moyennes et grandes tailles est associé à des taux d'humidité élevés et des pentes fortes. Ces paramètres ont une moindre importance dans le déclenchement des plus petits glissements et donc sont moins attendus provoquant la présence du *rollover* dans la distribution aire-fréquence.
- (iv) **Hypothèse 4** : la divergence du comportement en loi puissance est le résultat de limitations physiographiques des paysages qui favorisent le déclenchement de glissement de terrain à long écoulement en bas de pente ce qui restreint la distribution spatiale des petits glissements (Guthrie et al., 2008; Guthrie and Evans, 2004).
- (v) **Hypothèse 5** : la présence de la divergence et du *rollover* est causée par la pauvre résolution temporelle entre les déclenchements des glissements de terrain et la création des inventaires (Barlow et al., 2012; Tanyaş et al., 2019; Williams et al., 2018). La géométrie des glissements,

au moment de la cartographie, reflète la combinaison de plusieurs petits glissements de terrain ayant eu lieu avant et après la rupture principale et ne sont donc pas pris en compte.

Actuellement, aucun consensus n'existe sur l'explication réelle de la divergence de la loi puissance et la présence d'un *rollover* dans les distributions aire-fréquences observées. Les observations montrent que la position du *rollover* s'étend entre 40 m² et 16 000 m² selon l'inventaire considéré (Tanyaş et al., 2019). L'explication de ce comportement est cependant essentielle pour la compréhension des facteurs contrôlant l'évolution des paysages dominés par les processus gravitaires et dans l'évaluation des risques naturels associés aux glissements de terrain (Guzzetti et al., 2005; Hovius et al., 1997; Malamud et al., 2004).

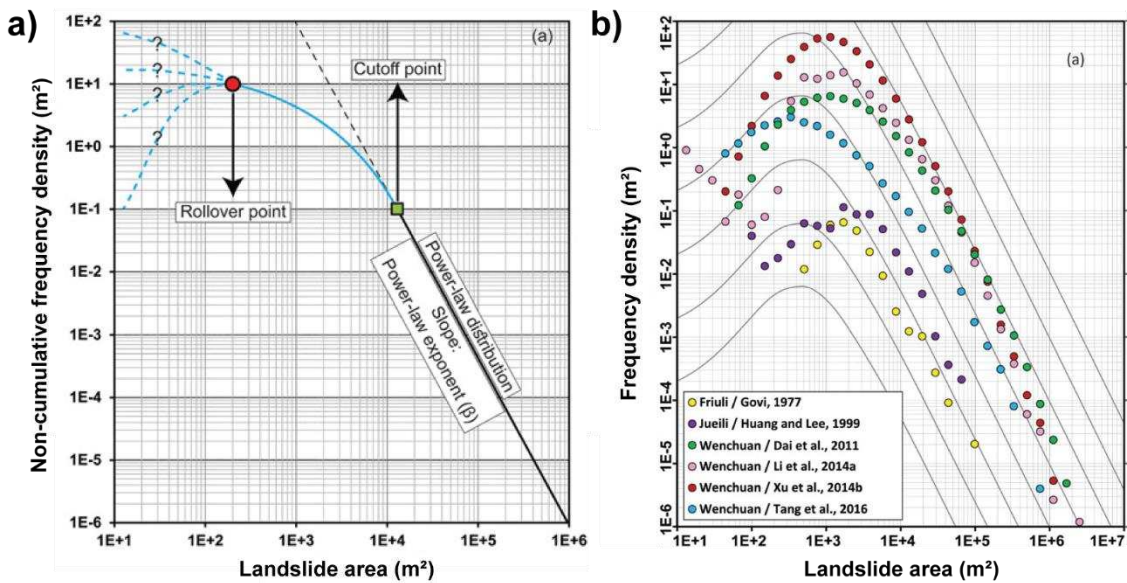


Figure 1.19 – Distribution aire-fréquence type des inventaires de glissement de terrain. a) Représentation schématique des composants principaux d'une distribution aire-fréquence non-cumulative. b) Distribution aire-fréquence d'inventaires de glissements de terrain de plusieurs études superposées sur les courbes empiriques obtenues par Malamud et al., (2004) (en noir). Les deux figures sont originaires de Tanyaş et al., (2019).

1.2.3 Quantification du volume des glissements de terrain

Le volume des glissements de terrain est classiquement estimé de façon indirecte à partir d'une relation d'échelle empirique entre le volume prédit V et l'aire A d'un glissement de terrain donné sous la forme :

$$V = \alpha A^\gamma \quad (1.20)$$

où α et γ sont des paramètres d'échelle (Figure 1.20a ; (Larsen et al., 2010; Simonett, 1967). Une valeur de $\gamma = 1.5$ a souvent été utilisée car elle fournit une analyse dimensionnelle robuste (Malamud et al., 2004; Stark and Guzzetti, 2009). En compilant près de 4,231 mesures de terrain, Larsen et al., (2010) ont montré que γ varie selon le type de matériel impliqué dans le glissement et de la profondeur de la cicatrice d'arrachement. Ainsi, γ_{sol} varie entre 1.1 et 1.3 pour les glissements de faible profondeur

impliquant uniquement le sol tandis que γ_{roche} varie entre 1.3 et 1.6 pour les glissements impliquant le socle rocheux (Figure 1.20b). Tandis qu'une valeur de $\gamma = 1.5$ semble capturer la tendance générale pour les données impliquant des glissements à socle rocheux, elle ne permet pas de caractériser le volume des glissements impliquant le sol. De plus, les auteurs argumentent que la variabilité observée de γ_{sol} peut s'expliquer par la variation de l'épaisseur du sol de la région étudiée limitant la profondeur de la cicatrice d'arrachement (Figure 1.20b). Ainsi, les paramètres d'échelle α et γ doivent préférablement être calibrés selon le site d'étude.

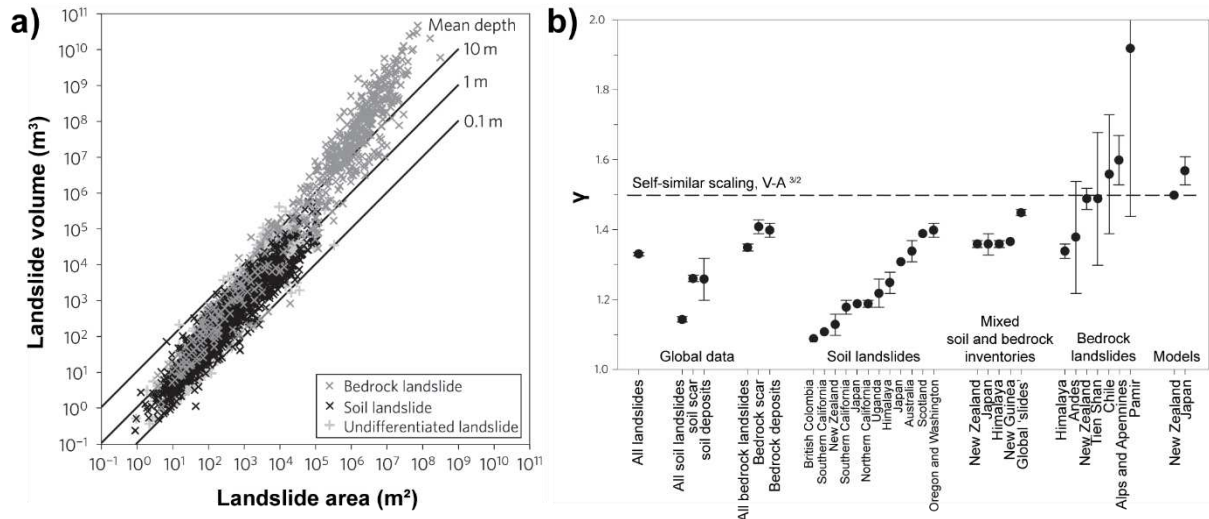


Figure 1.20 – Caractérisation de la relation d'échelle volume-aire empirique des glissements de terrain de Larsen et al., (2010). a) Volume vs aire des glissements de terrain incluant le socle rocheux ($n = 604$), le sol ($n = 2,136$) et indifférenciés ($n = 1,491$). La relation volume-aire peut être décrite par une loi puissance avec $\log \alpha = -0.836 \pm 0.015$ ($L^{(3-2\gamma)}$), $\gamma = 1.332 \pm 0.005$ avec $R^2 = 0.95$. b) Exposant d'échelle γ pour différents inventaires de glissements de terrain à travers le monde et classifié selon le type de matériel impliqué dominant.

1.2.4 Sources d'incertitudes et implications

Les erreurs et incertitudes affectant les propriétés statistiques des glissements de terrain peuvent trouver leur origine dans la définition même de ce que constitue un glissement de terrain individuel qui peut être complexe et matière à débat (Alexander, 2008). Par ailleurs, les incertitudes peuvent varier en fonction des méthodes (i.e. manuelles ou automatiques) et des caractéristiques des données utilisées pour la cartographie (e.g. résolution spatiale et spectrale, type etc). Ici, je m'attache à présenter trois sources d'incertitudes et leurs implications sur les distributions statistiques et l'estimation des volumes des glissements de terrain que sont : (i) l'amalgamation et (ii) la sous-détection des glissements ainsi que (iii) la valeur des paramètres à utiliser pour la loi volume-aire.

L'amalgamation est la considération de plusieurs glissements individuels en un seul (Figure 1.21 ; (Marc and Hovius, 2015)). Cet effet peut être le résultat du regroupement spatial réel de plusieurs petits

glissements de terrain en un seul ou d'une cartographie incorrecte dans les régions avec une densité importante de glissements de terrain due notamment à la faible résolution des données utilisées, à la mauvaise interprétation de l'expert ou à la difficulté des méthodes automatiques à segmenter les glissements juxtaposés. Par définition, l'effet d'amalgamation mène à une surestimation de l'aire des glissements de terrain qui lorsque celui-ci est trop important peut sévèrement affecter les résultats et les interprétations. De ce fait, Marc and Hovius, (2015) ont cherché à quantifier l'impact de l'amalgamation sur la distribution aire-fréquence et l'estimation du volume total de cinq inventaires de glissements de terrain co-sismiques. Leurs résultats montrent que l'amalgamation peut mener jusqu'à 200% d'erreur dans l'estimation du volume total et causer jusqu'à 50% d'erreur dans l'estimation de l'exposant β de la loi puissance de la distribution aire-fréquence (Section 1.2.2). En analysant trois niveaux de détails différents dans la délimitation de glissements de terrain induit par le séisme de Gorkha en 2015, Tanyaş et al., (2019) ont montré que l'effet d'amalgamation provoque un décalage du *rollover* vers les plus grandes aires et une diminution de l'exposant β (Figure 1.21b).

La sous-détection peut représenter l'entière absence d'un glissement de terrain auquel cas celui-ci n'est pas compté dans l'inventaire, ou une délimitation incorrecte auquel cas la superficie du glissement est sous ou surestimée. Zhong et al., (2020) ont identifié trois difficultés fondamentales dans la cartographie des glissements de terrain à partir d'images. Premièrement, les glissements de terrain n'ont pas de caractéristiques spectrales, spatiales ou temporelles propres car la nature du terrain impliquée, la morphologie et la déformation de la surface peuvent être similaires à d'autres terrains, processus naturels et activités anthropiques. À titre d'exemple, un glissement de terrain récent peut être constitué de sol ou de roche tandis qu'un ancien glissement peut être couvert par la végétation. Par ailleurs, dans un contexte de détection de changement post-événement, les changements de couleurs, textures ou de signatures spectrales entre les images pré et post-événement dans les zones où le couvert végétal est éparpillé ou inexistant (e.g. zone de pierriers) peuvent ne pas être suffisants pour que les glissements soient détectés. Deuxièmement, les caractéristiques de surface des glissements de terrain (e.g. pentes, courbures, type de matériel) peuvent être très différentes et dépendent du type de mouvements gravitaires (e.g. écoulements de débris, glissement translationnel ou rotationnel, chute de roches etc). Troisièmement, les différents éléments constituant un glissement de terrain (e.g. cicatrice d'arrachement, zone de dépôts, zone de transports) ont des signatures très distinctes ce qui rend difficile l'utilisation de règles ou d'indices généraux pour détecter l'ensemble des constituants d'un glissement ainsi que la définition de limites claires. Enfin, il est important de noter que la détection à partir d'images peut être compliquée par la présence d'ombres projetées ou la présence de nuages. La sous-détection de petits glissements de terrain ($A < 100 \text{ m}^2$) n'est pas un élément supposé affecter grandement l'estimation du volume total dû à la faible contribution du volume individuel de tel glissement en comparaison au volume de plus grand glissement pouvant atteindre à eux seuls plusieurs millions de mètres cubes de sédiments (Keefer, 1999; Li et al., 2014; Parker et al., 2011). En revanche, celle-ci constitue une des hypothèses expliquant la

divergence de la loi puissance et la présence du *rollover* dans les distributions aire-fréquence classiquement observées et peut donc affecter l'estimation de l'exposant β . Tanyaş et al., (2019) ont estimé l'écart entre le nombre de petits glissements observés et le nombre théoriquement prédit si la distribution aire-fréquence n'était caractérisée que par une loi puissance et ont montré que le nombre de glissement non détectés serait situé entre 3×10^3 et 4×10^{10} (Figure 1.21c). Ces chiffres particulièrement importants et hautement improbables suggèrent que la sous-détection ne peut expliquer à elle seule la présence du *rollover*. Cependant, la sous-détection des petits glissements de terrain peut toujours constituer une part importante du nombre total de glissement pouvant artificiellement décaler la présence du *rollover* vers les plus grandes aires (Tanyaş et al., 2019). La caractérisation précise de la présence ou non d'un *rollover* est un élément important pour la gestion des risques associés (e.g. dommages des infrastructures, de la population etc.) aux mouvements gravitaires étant donné la probabilité d'occurrence forte des petits glissements (Figure 1.19b).

La détermination indirecte du volume des glissements de terrain par l'utilisation d'une loi puissance entre l'aire et le volume rend celui-ci très sensible à la valeur des paramètres d'échelle α et γ utilisés (Equation (1.20)). Larsen et al., (2010) ont évalué la sensibilité de la valeur du volume total de glissement de terrain d'un inventaire obtenue en fonction du degré de variabilité de l'exposant γ . Leurs résultats ont montré que l'utilisation de $\gamma = 1.5$ au lieu de $\gamma = 1.4$ mène à une surestimation du volume total d'un facteur deux (Figure 1.21d). Ils ont aussi noté que cette erreur pouvait facilement atteindre un ou plusieurs ordres de grandeur en fonction de l'écart entre la valeur de γ utilisée et réelle, la proportion de grands glissements de terrain et l'aire maximum contenue dans l'inventaire.

Etant donné les conséquences importantes de ces sources d'incertitudes sur l'évaluation correcte des propriétés statistiques des glissements de terrain, le développement de méthodes permettant la réduction des effets de ces sources d'incertitudes est nécessaire afin de mieux comprendre (i) le rôle des événements extrêmes dans la construction des chaînes de montagne (Parker et al., 2011) et leur dénudation long-terme (Hovius et al., 1997; Marc et al., 2019) , (ii) la dynamique des transferts de sédiments post-événement (Croissant et al., 2017b, 2019; Hovius et al., 2000; Yanites et al., 2010) et (iii) les risques directs et secondaires associés aux glissements de terrain (Croissant et al., 2017a).

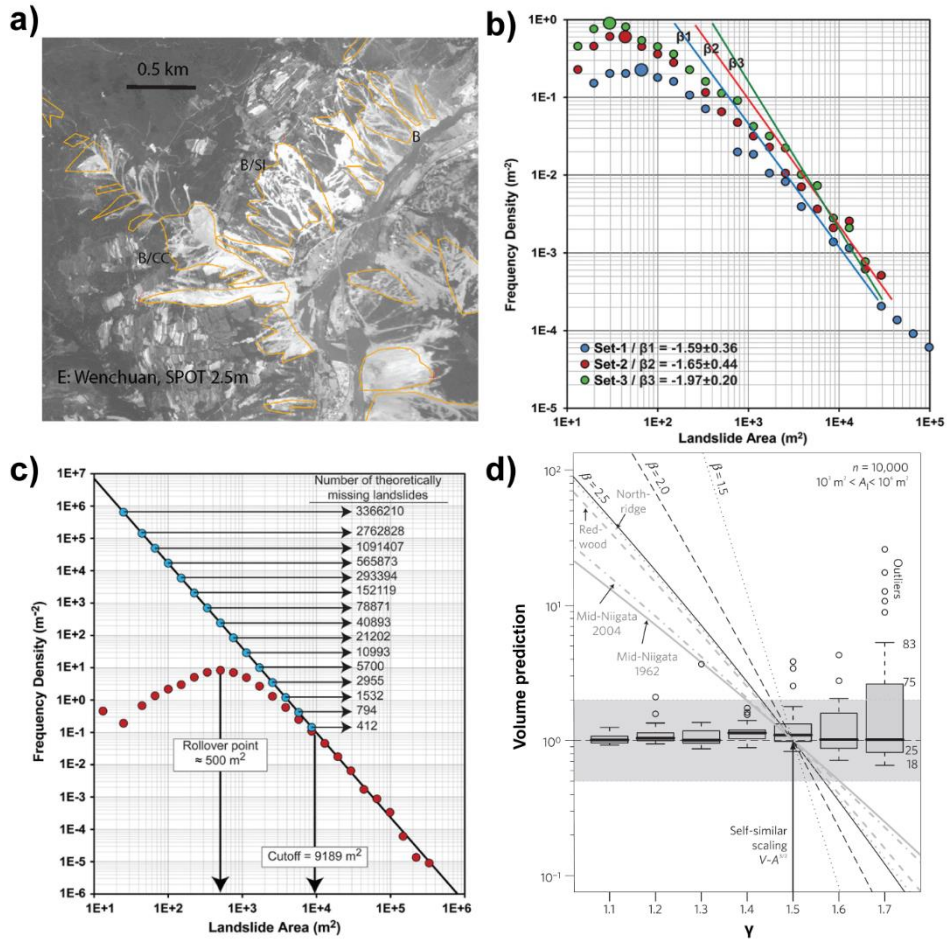


Figure 1.21 – Illustrations des sources d'incertitudes dans l'analyse d'inventaire de glissements de terrain et de leurs implications. a) Cartographie par Gorum et al., (2011) après le séisme de Wenchuan de 2008 réalisée à partir de d'image ASTER à 15m de résolution montrée sur une image SPOT 5 avec une résolution de 2.5 m (Marc and Hovius, 2015). b) Distributions aire-fréquence de trois inventaires d'un même site caractérisés par une proportion d'amalgamation différente (Tanyaş et al., 2019). La proportion d'amalgamation diminue de l'inventaire Set-1 à Set-3. Les plus gros points indiquent la présence du *rollover*. c) Distribution aire-fréquence et la loi puissance associée de l'inventaire de glissements de terrain induit par le séisme de Northridge en 1994 et cartographié par Harp and Jibson, (1996) (Tanyaş et al., 2019). La différence entre le nombre de glissements prédits par la loi puissance et le nombre de glissement dans l'inventaire est montré. d) Sensibilité de la valeur de l'exposant γ sur la prédiction du volume total des glissements de terrain (Larsen et al., 2010).

1.3 Le LiDAR aéroporté et la haute résolution

Les pionniers de la géomorphologie quantitative ont mis en évidence le rôle fondamental des informations topographiques dans la détermination des relations entre la morphologie actuelle des paysages et la nature des processus responsables de sa formation (Gilbert, 1877, 1909; Hack, 1957; Horton, 1945). Le riche cadre théorique actuel concernant la dynamique des paysages terrestres résulte de ce retour permanent entre observations, mesures et développements théoriques. Ainsi, la précision et

la disponibilité des données topographiques sont essentielles pour l'analyse des paysages. Cette section donne au lecteur une description succincte de l'évolution des données topographiques ainsi qu'une description détaillée de la technologie LiDAR aéroportée.

1.3.1 Les données topographiques avant la technologie LiDAR

Jusqu'au début des années 1980s, la collection et l'analyse de données topographiques se faisait essentiellement à partir de mesures ponctuelles sur le terrain ou de cartes topographiques à la main. A titre d'exemple, Horton (1945) caractérisa les propriétés géométriques des réseaux hydrographiques (e.g. densité de drainage, ordre des cours d'eau etc.) à partir de cartes topographiques. Plus tard, Leopold and Maddock (1953) ont étudié les relations entre la vitesse, la largeur et la hauteur des chenaux en fonction du débit d'eau à partir de mesures de terrain. En l'absence de méthode plus efficace, l'extraction d'information topographique était donc longue, fastidieuse et ponctuelle limitant l'analyse morphologique du paysage à des petits bassins versants (inférieur à 1 km²).

L'arrivée des premiers modèles numériques d'élévation (MNE) dans les années 1980s-1990s a révolutionné l'analyse morphologique des paysages. Ces modèles ont permis de passer d'une représentation discrète de la surface terrestre (courbe de niveau) à une représentation plus continue (grille régulière) servant de nouveau support à des mesures topographiques par ordinateur, plus rapides et systématiques, plutôt qu'à la main. Les premiers utilisateurs ont notamment montré le potentiel des MNE dans la représentation des écoulements de surface et l'extraction du réseau hydrographique à l'aide de métriques topographiques comme la pente et l'aire drainée (Moore et al., 1988; O'Callaghan and Mark, 1984; Peucker and Douglas, 1975). Cependant, ces MNEs étaient construits à partir de la numérisation de cartes topographiques et par conséquent étaient sujets à de nombreux artefacts comme la création de fausses terrasses dues à l'interpolation de la topographie entre les courbes de niveau.

L'efficacité croissante des ordinateurs ont permis la numérisation de la surface terrestre sous forme de MNE à l'échelle du globe à la fin des années 1990s (Mudd, 2020). L'un des premiers MNE disponible à grande échelle fût le GTOPO30 avec une résolution horizontale d'environ 1 km et une précision verticale de ± 30 m construit à partir de multiples sources comme des images aériennes, de MNE nationaux, des cartes topographiques ou encore des levés de terrain (Gesch et al., 1999). L'avènement de technologie satellitaire dans les années 2000s-2010s, comme la Shuttle Radar Topography Mission (SRTM, (Farr et al., 2007)) ou l'Advance Space-borne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER, (Tachikawa et al., 2011)) ont permis de fournir des MNE recouvrant la planète entière à 30 m de résolution avec une précision horizontale et verticale d'environ 4 à 9 m et jusqu'à 18 m sur des pentes supérieures à 20° (Rodríguez et al., 2006). Bien que ces modèles soient disponibles à l'échelle du globe, leur faible résolution et précision ne permettent notamment pas l'analyse de la géométrie de nombreuses rivières situées dans les régions amonts à forte pente dont la largeur est inférieure à la taille du pixel (i.e. < 30 m). De plus, l'identification de la transition versant-réseau à partir de MNE basse résolution reste

problématique car les processus d'initiation des chenaux tendent à se produire à une échelle métrique voir sub-métrique (Dietrich and Dunne, 1993). Enfin, la faible résolution et précision verticale de ces MNE ne permettent pas la mesure précise et fidèle de la pente topographique locale, une mesure essentielle pour la compréhension des processus géomorphologiques (section 1.1.2.1.D), qui tend à être sous-estimée au fur et à mesure que la taille du pixel augmente (Gao, 1997; Grieve et al., 2016; Vaze et al., 2010; Warren et al., 2004). Ces trois aspects requièrent l'utilisation de données topographiques haute résolution (i.e. < 10 m).

Récemment l'utilisation d'images satellites optiques haute résolution comme Worldview-1, Worldview-2 et Worldview-3 permet la production de MNE à l'échelle régionale à une résolution inférieure à 10 m comme ArcticDEM (Porter et al., 2018) et la Reference Elevation Model of Antarctica (REMA, (Howat et al., 2019)) dont la précision horizontale et verticale est d'environ 2-3 m (Noh and Howat, 2015; Shean et al., 2016). Cependant, l'utilisation d'image satellite pour la reconstruction de MNE ne permet pas la représentation de la surface topographique sous la végétation et est principalement dédiée aux zones sans végétation comme les régions à haute latitude pour ArcticDEM et REMA.

1.3.2 L'avènement des données LiDAR aéroportées haute résolution

Les deux dernières décennies ont vu le développement de nombreuses techniques de télédétection par photogrammétrie ou par laser augmentant grandement la quantité et la qualité des informations topographiques disponibles pour l'analyse des paysages. La technologie LiDAR (Light Detection and Ranging) aéroportée est l'une des techniques ayant le plus révolutionnée l'analyse des paysages par sa capacité à représenter la surface topographique terrestre à haute résolution et ce sur des dizaines voire des centaines de kilomètres carrés, tout en pénétrant le couvert végétal. Le nombre d'applications et d'innovations méthodologiques n'a depuis lors cessé de croître depuis 20 ans (Passalacqua et al., 2015; Roering et al., 2013; Tarolli, 2014).

Le LiDAR est une technique de télédétection active permettant des mesures à distance à partir d'envoi et réception d'impulsions lasers entre le capteur et la surface visée. Chaque impulsion laser émise peut revenir au capteur sous forme d'un ou plusieurs retours en fonction du nombre de surfaces réfléchissantes sur son trajet (e.g. feuille, branches, sol etc.) avec une information de temps et d'intensité. Les propriétés de chaque retour laser sont ensuite analysées afin d'en déduire une distance qui peut être convertie en altitude lorsque celle-ci est géoréférencée. Les capteurs lidar peuvent être montés sur des plateformes terrestres (i.e. trépieds) ou dans des véhicules aériens (e.g. avions, drones, hélicoptères) afin de couvrir des régions plus larges. On distingue alors les capteurs lidar terrestres des capteurs lidar aéroportés dont les caractéristiques techniques diffèrent (e.g. précision, puissance, taille du laser etc.). On distingue notamment le LiDAR topographique, utilisant un laser dans le proche infra-rouge fortement absorbé par l'eau, du LiDAR bathymétrique, utilisant un laser vert capable de pénétrer l'eau

et d'imager la bathymétrie des rivières (e.g. plus ou moins en fonction de la charge sédimentaire et de la profondeur d'eau). Ce travail de thèse n'utilisant que des données LiDAR aéroportées topographiques, les caractéristiques techniques décrites ci-après ne concerne que ce type de capteur. Le lecteur voulant davantage d'information sur les capteurs LiDAR en général peut se référer à Renslow (2013) et sur le LiDAR topo-bathymétrique à Lague and Feldmann (2020).

La technologie LiDAR aéroportée offre de nombreux avantages pour l'analyse des paysages contrairement à des techniques de télédétection optique (e.g. photogrammétrie etc.). Les données LiDAR se présentent directement en un nuage de points 3D irrégulier et géoréférencé représentant à la fois la végétation mais aussi le sol se trouvant en-dessous permettant ainsi de collecter des informations topographiques sous couvert forestier (Figure 1.22. e) et f)). Cette structure 3D affiche typiquement une densité entre 1-30 pts/m² avec une précision optimale sur la position (verticale/horizontale) des points de 0.05/0.2 m et de 0.15/0.6 m à 500 m et 3000 m d'altitude de vol respectivement (Glennie, 2008; Glennie et al., 2013; Passalacqua et al., 2015). Le lidar permet ainsi d'analyser les paysages directement à partir du nuage de point et la création de modèles numériques de terrain (MNT) haute résolution < 2 m. La Figure 1.22 montre un exemple des différences de représentation topographique d'un glissement de terrain déposé dans la vallée fluviale d'Almeda Creek en Californie, en fonction de diverses sources allant d'un MNT à 30 m de résolution issus de données SRTM à un MNT LiDAR à 1 m de résolution. La plus-value apportée par les données LiDAR est ici illustrée par la coupe transversale de la rivière en aval du glissement (Figure 1.22.f) où la géométrie des deux chenaux peut être décrite à 1 m de résolution tandis qu'elle est incomplète voire inexistante à 10 et 30 m de résolution. Les données LiDAR permettent notamment ici d'étudier l'impact des glissements de terrain sur l'évolution de la géométrie des chenaux (Finnegan et al., 2019).

La contribution de la technologie LiDAR en géomorphologie peut être appréciée par la croissance forte du nombre de publications basée sur ces données depuis 20 ans (Figure 1.23). La première acquisition d'un capteur LiDAR pour la recherche fut par l'université de Floride et l'université internationale de Floride en 2000 initiant ainsi la disponibilité des données LiDAR à la communauté scientifique (Carter et al., 2001). Cet objectif s'est poursuivi en 2003 par la création du Centre National pour la Cartographie Laser (NCALM) qui a depuis lors acquis plus de 200 jeux de données LiDAR publiquement disponibles (Roering et al., (2013), NCALM Data Tracking Center (berkeley.edu)). La diffusion de ces données fût grandement facilitée par l'émergence de plateformes numériques comme OpenTopography créée en 2010 permettant une augmentation drastique de l'utilisation de données LiDAR dans la recherche en géomorphologie (Figure 1.23). Le nombre de projet disponible sur la plateforme n'a cessé de croître depuis 10 ans et compte à l'heure actuelle près de 350 projets représentant 1.79 trillion de points recouvrant une surface d'environ 285 000 km² (Figure 1.23, (Crosby et al., 2020)). La plus-value apportée par la technologie LiDAR pousse même les plus grands pays à numériser l'ensemble de leur territoire. C'est le cas des Etats-Unis avec le projet USGS 3DEP qui réunit près de 1634 projets

représentant 33 trillions de points pour une surface de 6 millions de km² disponible sur OpenTopography, ainsi que la France d'ici 2025.

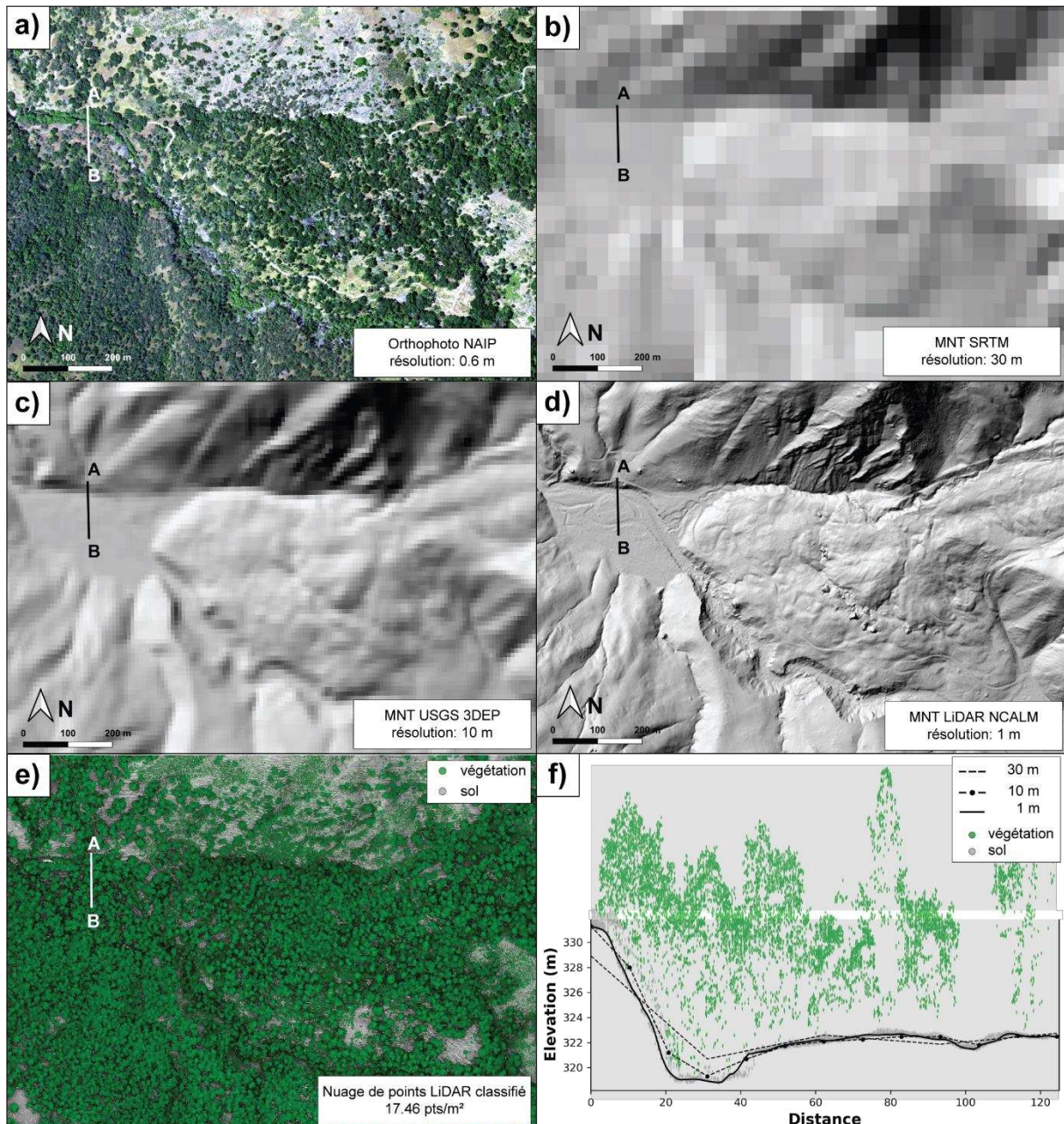


Figure 1.22 – Représentations diverses d'un glissement de terrain déposé dans la vallée fluviale d'Almeda Creek, Californie. a) Orthophoto à 0.6 m de résolution collectée par le Programme National d'Imagerie Agricole (NAIP) aux Etats-Unis (disponible ici : USDA National Agriculture Imagery Program (NAIP) - ScienceBase-Catalog). b) MNT SRTM à 30 m de résolution. c) MNT à 10 m de résolution disponible dans le cadre du Programme d'Elevation 3D (3DEP) de l'U.S. Geological Survey (USGS). d) MNT LiDAR à 1m de résolution et e) le nuage de points brute classifié, collecté par le Centre National pour la cartographie Laser Aéroportée (NCALM, (Murphy, 2019)). Les données topographiques sont disponibles sur OpenTopography (OpenTopography - Alteration of Groundwater

Flow due to Slow Landslide Failure, CA, dernier accès : 18 octobre 2021). f) Coupe transversale de la rivière en aval du glissement à 30 m, 10 m et 1 m de résolution et du nuage de points LiDAR.

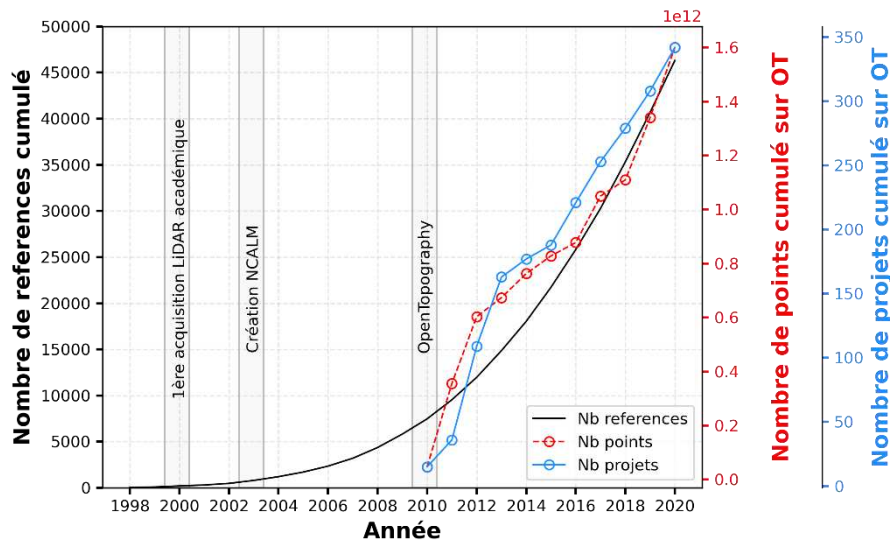


Figure 1.23 - Evolution de la recherche basé sur des données LiDAR en géomorphologie de 1998 à 2020 (inspirée de Roering et al., (2013)). La courbe noire pleine montre l'évolution du nombre de résultats associé à la recherche « lidar AND geomorphology » sur google scholar. Les courbes rouges et bleues en pointillé indiquent respectivement l'évolution du nombre de points LiDAR et de projets disponibles sur OpenTopography. Les données permettant la création de ce graphique ont été obtenues par correspondance avec Christopher Crosby, manager de projet chez OpenTopography (OpenTopography, 2022).

1.3.3 Acquisition et traitements des données LiDAR

L'analyse des paysages à partir des données haute résolution LiDAR se fait essentiellement à partir des modèles numériques de terrain résultant de traitements au préalable du nuage de points 3D. Cependant, il est important de connaître l'ensemble des étapes de production des données LiDAR, de l'acquisition à la production de MNT, afin d'y associer les potentielles sources d'erreurs et d'incertitudes pouvant affecter l'analyse des données a posteriori. Je propose ici d'en faire une description succincte non-exhaustive. Pour plus de détails sur les différentes étapes et les aspect techniques se référer à Glennie et al. (2013), Mallet and Bretar (2009) et Passalacqua et al., (2015).

1.3.3.1 Acquisition et géoréférencement

Le lidar aéroporté fournit une représentation fiable et précise des paysages sous forme d'un nuage de points 3D irrégulier géoréférencé par télémétrie laser. Cette technique requiert quatre composants principaux : un dispositif de télémétrie laser, un vecteur aérien (e.g. avion, hélicoptère, satellite), un système de balayage du faisceau laser et un système de navigation. Une mission de lidar aéroporté

typique consiste à acquérir les données en suivant des lignes de vol parallèles couvrant la zone d'intérêt pour lesquels un nuage de points 3D est associé (Figure 1.24). Un recouvrement est assuré entre les lignes de vols adjacentes durant l'acquisition (entre 30 et 50%) afin d'éviter des lacunes dans le nuage de points 3D final constitué de l'assemblage de chaque ligne de vol et d'affiner le calage relatif des lignes.

Comme décrit dans la section précédente, la distance entre la surface visée et le capteur lidar est déterminée en fonction du temps de trajet aller-retour de pulses lasers. L'acquisition de surface en trois dimensions nécessite que chaque pulse laser puisse être orienté en 2D sur la surface visée. Dans le cas du lidar aéroporté, une direction est donnée par la direction du vecteur aérien. Une seconde est donnée par un système de balayage constitué d'un miroir rotatif qui dirige chaque pulse laser vers la surface suivant un motif particulier. Il existe trois types de miroir dont la forme et la vitesse de rotation permettent de définir le motif et la densité de l'échantillonnage au sol qui peut être optimisé en fonction de l'application et de la nature du terrain (Glennie et al., 2013). Quel que soit le type de miroir utilisé, l'orientation angulaire du miroir doit être mesuré avec une grande précision et à une fréquence élevée, de sorte que son orientation soit connue pour chaque pulse laser tiré.

Une fois la distance et l'orientation angulaire du miroir connues, la position de la cible peut être calculée dans un repère 3D dans le système de coordonnées local du capteur. Cependant, il est préférable de connaître la position de chaque point dans un système géoréférencé. Pour le lidar aéroporté, la position, l'altitude et l'orientation du capteur sont déterminées à tout moment lors de l'acquisition par géoréférencement directe à l'aide de l'association d'un système GPS et d'une unité de mesure inertielle (IMU). La position P d'un point au sol est ensuite calculée par l'équation suivante :

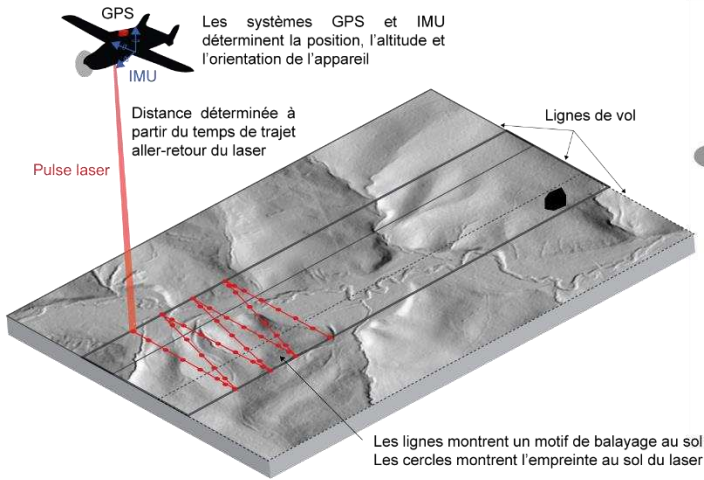
$$X_P^E = X_{IMU}^E + R_{IMU}^E \cdot R_{ALS}^{IMU} \cdot (e_{ALS}^{IMU} + R(\alpha_p) \cdot d_p) \quad (1.21)$$

Où X_P^E est la position du point P dans le référentiel du terrain E , X_{IMU}^E est la position du centre de navigation de l'IMU dans E (indirectement donné par la position GPS où $X_{IMU}^E = X_{GPS}^E + R_{IMU}^E \cdot e_{IMU}^{GPS}$), R_{IMU}^E la matrice de rotation entre le référentiel de l'IMU et E , R_{ALS}^{IMU} est la matrice de montage entre l'IMU et le LiDAR (ALS), e_{IMU}^{ALS} et e_{IMU}^{GPS} sont les bras de levier entre l'IMU et le LiDAR ou le GPS, $R(\alpha_p)$ est le vecteur du laser dans le référentiel du laser (fonction de l'angle mesuré α) et d_p est la distance mesurée par le laser dans le système de référence du LiDAR.

Tandis que les valeurs des autres paramètres sont fournies par les systèmes de navigation et le LiDAR, les bras de levier et la matrice de montage doivent être estimés. Ces paramètres apparaissent à cause de la différence de position entre le GPS, l'IMU et le LiDAR et permettent de transformer les mesures lasers dans le même système de coordonnées que le système de géoréférencement. Cette étape est appelée étape de calibration. Ces paramètres sont généralement estimés à partir de l'observation de points au sol sous différentes orientations (e.g. toit de bâtiment) au niveau des zones de recouvrements des lignes de

vols adjacentes. Ainsi, l'analyse du recouvrement des lignes de vol est cruciale pour évaluer la précision relative des données lidar aéroporté et pour le géoréférencement global du nuage de point 3D.

A. Acquisition LiDAR aéroporté



B. Géoréférencement directe

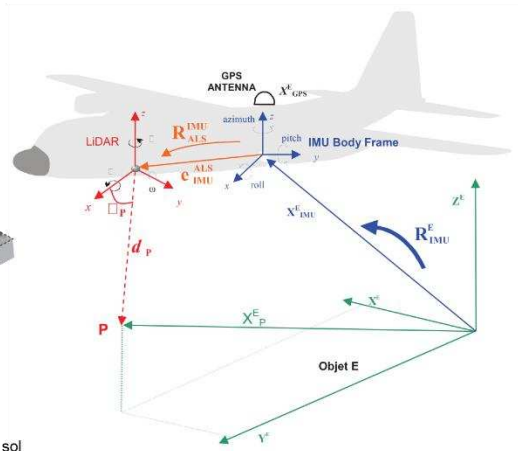


Figure 1.24 – Illustration d’acquisition de données LiDAR aéroporté (A) et du géoréférencement directe (B). La figure de gauche est inspirée de la figure de Johnson et al. (2014). La figure de droite est de (Vallet, 2011).

1.3.3.2 Traitements du nuage de points 3D

Le traitement du nuage de points 3D géoréférencé obtenu implique généralement trois étapes : la décimation, le filtrage et la segmentation. Comme le nuage de point représente les réflexions de tous les objets rencontrés par le laser, celui-ci peut être très dense. L’étape de décimation consiste à réduire la taille du nuage en supprimant des points indésirables (e.g. avion, oiseau, bruits). La suppression des points peut se faire manuellement ou suivants des approches automatiques (Wasklewicz et al., 2013).

La nature des surfaces représentées par les points n’est pas connue et la quasi-totalité des applications LiDAR nécessite de distinguer le sol, la végétation et/ou les bâtiments. L’étape de filtrage consiste à séparer le sol de ce qui se trouve au-dessus tandis que l’étape de segmentation regroupe les points de même nature en différentes classe. Les deux étapes peuvent être réduites sous le terme de classification. Plusieurs algorithmes de classification automatique existent exploitant des critères morphologiques (e.g. pente), la relation entre les points (e.g. filtrage par modélisation de surface ou densification progressive) ou encore la caractérisation multi-échelle des objets (Brodu and Lague, 2012; Evans and Huddak, 2007). Chaque approche présente des avantages et inconvénients et leur efficacité dépend grandement du type de terrain et de la complexité du paysage. Meng et al., (2010) ont identifié trois types de terrain représentant un challenge pour les algorithmes de classification : (i) les terrains à fort relief avec des pentes discontinues (e.g. surplomb, falaise, végétation sur paroi), (ii) les zones de forêt denses qui réduisent la pénétration du laser et (iii) les régions avec de la végétation basse qui est souvent ignorée par les algorithmes de classification. Une revue des différentes méthodes de classification peut être

trouvé dans Meng et al., (2010) et Chen et al., (2017). Un exemple de classification entre la végétation et la surface topographique est donné en figure 1.2 e).

1.3.3.3 Production de modèles numériques de terrain

Une fois classifié et filtré, le nuage de point 3D irrégulier peut être transformé en une grille régulière 2D où chaque point représente l'altitude. Cette opération nécessite l'interpolation des altitudes du nuage de point au sein de chaque cellule de la grille même au niveau des régions du nuage ne présentant aucun points (e.g. bâtiments/végétations filtrés). Pour cela, plusieurs méthodes d'interpolation ont été développées et peuvent être rangées en trois catégories (Wasklewicz et al., 2013) : (i) l'interpolation par voisins locaux (e.g. plus proches voisins ou création d'un réseau de triangle irrégulier), (ii) l'interpolation par méthodes géostatistiques se basant sur la corrélation spatiale des structures et (iii) l'interpolation par méthodes de splines. Chaque méthode a ses propres avantages et inconvénients qui dépendent de son application (Chaplot et al., 2006; Erdogan, 2009).

1.3.4 Sources d'erreurs et d'incertitudes

Quelles que soient les données utilisées, il est important de connaître et d'évaluer les différentes sources d'incertitudes afin de déterminer si celles-ci sont significatives ou non pour répondre à la problématique posée. Chaque étape dans le processus de production des données LiDAR et de ses produits dérivés, décrites dans la section 1.3.3., contient ses propres incertitudes et sources d'erreur pouvant se propager dans l'analyse finale des données. Une revue détaillée des erreurs et incertitudes associées aux données LiDAR est au-delà des objectifs de cette section qui a simplement pour but de donner un aperçu au lecteur. Pour une revue détaillée se référer à (Passalacqua et al., 2015).

Les incertitudes types des données lidars peuvent être classifiées en trois catégories : les incertitudes (i) sur la position des points, (ii) sur la classification du nuage de point 3D et (iii) sur la production de MNT. Les incertitudes sur la position correspondent aux incertitudes associées à la position verticale et horizontale des points. Elles dépendent notamment de la précision, de la justesse et de la position du capteur, de la distance parcourue et de l'angle d'incidence du rayon laser lors de l'acquisition ainsi que de la qualité de la calibration du système capteur, IMU et GPS (Renslow, 2013). L'incertitude sur la position des points peut aussi résulter d'une faible qualité d'assemblage des lignes de vols d'un jeu de donnée dû à la rugosité des nuages de points ou d'un faible pourcentage de superposition inter-lignes. Etant donné la nature des incertitudes sur la position des points, les erreurs associées sont spatialement hétérogènes. Cependant, celles-ci sont généralement traitées uniformément à l'échelle d'un jeu de données dû à la complexité de définir un modèle de propagation des erreurs spatialement explicite ce qui requière une connaissance détaillée de l'acquisition des données durant le vol (Joerg et al., 2012).

Les incertitudes liées à la classification des données n'émergent que lorsqu'une opération de classification du nuage de points est jugée nécessaire. Ces incertitudes dépendent généralement de la

densité de points du nuage 3D mais aussi de la méthode de classification utilisée. La densité de points définit la qualité d'échantillonnage des objets rencontrés par le laser, plus celle-ci est élevée meilleure est la représentation 3D des objets et la capacité des méthodes de classification à différencier la surface topographique du reste. Cependant, la classification des surfaces naturelles reste complexe dans les environnements associant de forts reliefs et une végétation dense et des erreurs d'attribution des classes peuvent subsister dans le nuage de point final (Meng et al., 2010).

Comme expliqué dans la section 1.3.3., la production de MNE nécessite la transformation du nuage de points 3D en une grille 2D. Cette opération induit nécessairement une perte de résolution, d'informations et de précision indépendamment de la méthode utilisée (Wheaton et al., 2010). Notamment, la structure régulière des MNE ne permet pas la représentation précise de surfaces locales 3D (e.g. débris, blocs) ni des surfaces verticales et à forte pente (e.g. berges de rivières, falaises) qui reste limitée par la résolution. Ainsi la production de MNE en elle-même augmente les incertitudes horizontales et verticales des surfaces à forte pente diminuant la précision des mesures associées (Milan et al., 2011; Passalacqua et al., 2015). Par ailleurs, l'interpolation des surfaces sans données dans le nuage de point (e.g. surfaces sous les bâtiments ou sous végétations denses) représente une incertitude supplémentaire.

1.4 Géomorphométrie à partir de modèles numériques de terrain et nuage de points 3D LiDAR

L'analyse morphologique a principalement pour objectif la compréhension des processus physiques façonnant les paysages. Les géomorphologues ont donc développé des indicateurs topographiques capables de révéler les processus agissant sur la surface topographique. Dans les paysages fluviaux où les rivières constituent l'agent d'érosion et de transport de sédiment dominant, l'utilisation d'indicateurs topographiques suivant la structure et l'organisation des écoulements de surface semble pertinente. Plusieurs algorithmes ont été développés afin de permettre la description des écoulements de surface à partir de modèles numériques de terrain. L'introduction de données LiDAR haute résolution permet également la caractérisation directe des changements topographiques lorsque plusieurs acquisitions ont été effectuées sur la même zone.

Cette section a pour objectif de présenter les différentes méthodes de géomorphométrie utilisées à partir de données LiDAR. Je présente dans un premier temps les différentes méthodes classiques de représentation des flux d'eau utilisées dans cette thèse desquelles sont dérivés des indicateurs topographiques comme la pente et l'aire drainée. Certaines de ces méthodes ont été initialement développées pour des MNT basse résolution (MNT-BR) mais restent utilisées à haute résolution, d'autres ont été spécifiquement développées pour la haute résolution. Ensuite, je présente les techniques de mesure de changements topographiques permettant la caractérisation de la dynamique des processus. Enfin, je termine cette section par la présentation d'applications et d'innovations méthodologiques permises par les données LiDAR haute résolution en lien avec les thématiques abordées dans cette thèse.

1.4.1 Modélisation des flux d'eau pour l'analyse morphologique des paysages

La définition d'indicateurs prenant en compte la structuration des écoulements nécessite d'abord la représentation des chemins d'écoulement sur l'ensemble de la topographie. Traditionnellement, la disponibilité majoritaire de MNT basse résolution (i.e. pixel > 10 m) a mené au développement et à l'utilisation d'algorithmes simples de description des écoulements de surface basés uniquement sur la morphologie de la surface. Cependant, la disponibilité croissante de MNT haute résolution conjointement avec l'augmentation des capacités de calcul a justifié le développement de modèles plus complexes permettant la simulation de la surface d'eau à partir de la résolution des équations de Saint-Venant (en 2D). Les deux approches ont été utilisées dans ce travail de thèse. Aussi, je m'attache à faire une présentation succincte de ces deux approches dans cette section.

1.4.1.1 Description des écoulements de surface 1D

Les algorithmes de description de surface 1D sont les plus communément utilisés du fait de leur efficacité en temps de calcul et leur simplicité d'implémentation. Ces algorithmes considèrent que le flux d'eau sortant de chaque cellule s'écoule vers la plus grande pente topographique et donc que les écoulements sont uniquement contrôlés par la gravité. Cette simplification ne prend pas en compte les termes d'inertie et de gradient de pression dans l'écoulement des flux d'eau (i.e. approximation par « onde cinématique » des équations de Saint-Venant ; Equation (1.4)).

Il existe deux types d'algorithme de description des écoulements 1D applicable sur des MNT : ceux à sens d'écoulement unique (« *single-flow-direction* »), pour lesquels le flux s'écoule selon la plus grande pente entre les 8 voisins et ceux à sens d'écoulement multiple (« *multiple-flow-direction* »), pour lesquels le flux sortant d'une cellule est partagé entre un ou plusieurs voisins (Tarboton, 2003). Les algorithmes les plus utilisés de chaque type sont les algorithmes D8 (O'Callaghan and Mark, 1984) et D_{∞} (Tarboton, 1997) respectivement. Ceux-ci ont été utilisés dans ce travail de thèse pour calculer la pente topographique et l'aire drainée.

En pratique, l'utilisation de ces algorithmes nécessite au préalable le traitement des MNT afin d'assurer l'écoulement des flux vers l'aval. Ces étapes de traitement incluent (i) le remplissage des lacs et des dépressions et (ii) la résolution des surfaces planes. Dans les cas d'application à des MNT haute résolution, des algorithmes de lissage de la surface topographique sont également utilisés afin de réduire le bruit lié à la rugosité de la surface et faciliter l'acheminement des flux (Passalacqua et al., 2010a; Pelletier, 2013; Pietro Perona and Jitendra Malik, 1990). Une fois les MNT traités, un D8 ou D_{∞} est généralement appliqué pour calculer les directions et accumulation de flux (i.e. aire drainée).

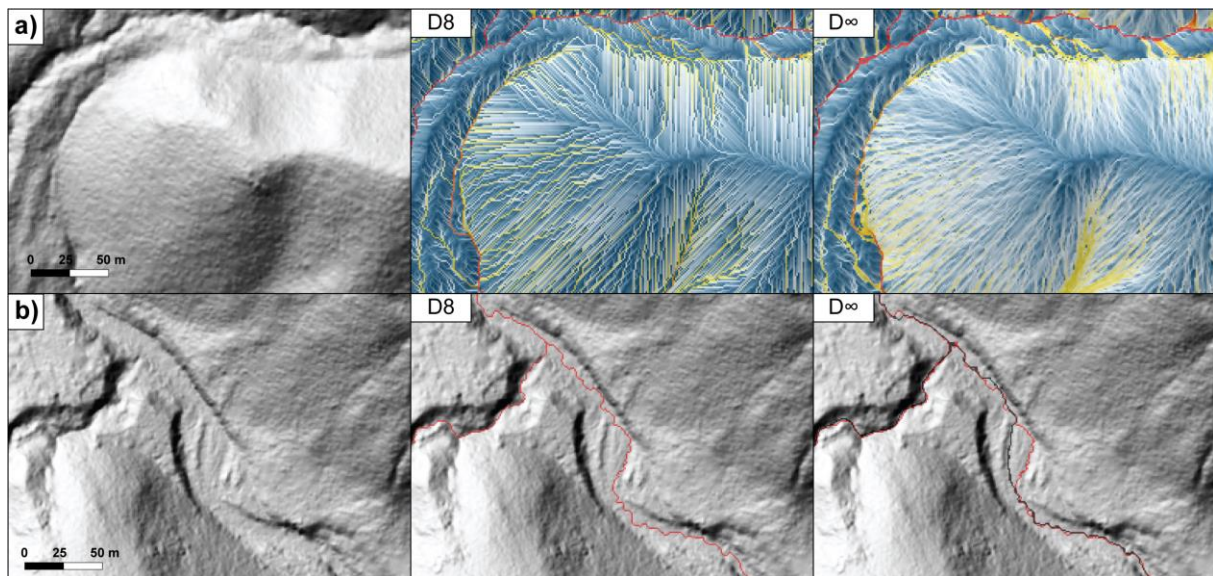


Figure 1.25 – Illustrations des chemins d’écoulement décrits sur les versants divergents (a) et dans les rivières chenalisés (b) par les méthodes D8 et D_{∞} respectivement. Les couleurs sont proportionnelles à l’aire drainée. En b) un seuil d’aire drainée a été appliqué pour ne garder que le réseau hydrographique. Le calcul D_{∞} a été effectué sans (en rouge) et avec (en noir) l’utilisation d’un filtre de Wiener lissant la surface topographique (Wiener, 1949). Dans les deux cas, le réseau extrait reste étroit. Les calculs sont effectués sur un MNT LiDAR à 1m de résolution d’un bassin situé en Californie.

Comme spécifié précédemment, l’avantage majeur de ces algorithmes est leur simplicité et leur efficacité en temps de calcul. Cependant, ils présentent quelques désavantages. Tout d’abord, la chaîne de traitement présente quelques inconvénients : (i) l’opération de remplissage des dépressions altère le MNT d’origine pouvant supprimer des informations importantes concernant la surface topographique (Sangireddy et al., 2016a), (ii) la pente mesurée le long de ces chemins d’écoulement peut ne pas être pertinente au regard de la dynamique des flux (Perron and Royden, 2013). Ensuite, les algorithmes à sens d’écoulement unique comme le D8 ne permettent pas la description des flux divergents et supposent que la largeur du flux d’eau est égale à la taille du pixel (Figure 1.25.a). Les algorithmes à sens d’écoulement multiples, comme le D_{∞} , ont été développés afin de résoudre ce problème. Bien que fonctionnant efficacement sur les versants divergents, le flux d’eau dans les chenaux plus larges que la taille du pixel reste étroit et limité à un seul pixel (voir quelques pixels ; Figure 1.25.b). Une raison à cela est la sensibilité de ces algorithmes à la rugosité de la surface topographique et à la non prise en compte du gradient de pression qui permet à l’eau de s’étendre latéralement (Davy et al., 2017; Tucker and Hancock, 2010). En conséquence, le réseau hydrographique chenalisé extrait à partir de l’utilisation de ces algorithmes est représenté par un ensemble de lignes 1D formant une structure en arbre. Cette structure représente le « squelette » du réseau de drainage.

Ces algorithmes restent cependant nécessaires et sont souvent utilisés pour décrire la structure 1D du réseau hydrographique, même à haute résolution, et dans le calcul d'indicateurs topographiques comme l'aire drainée.

1.4.1.2 La simulation hydraulique 2D

Une autre approche pour la représentation des écoulements de surface sur des données topographiques numériques consiste à simuler l'écoulement de l'eau à partir de la résolution des équations de conservation de la masse et du moment cinétique selon le modèle des équations de Saint-Venant en 2D (Equations (1.3) et (1.4)). Cette approche permet de remplacer la structure 1D du réseau de drainage par un ensemble de points décrivant la géométrie de la structure de la rivière en 2D de telle sorte que sa largeur est implicitement décrite par le modèle (Figure 1.26.a). De plus, et contrairement aux approches classiques décrites dans le paragraphe précédent, une variété de variables hydrauliques intéressantes peut être calculée comme la hauteur d'eau (Figure 1.26.a), le débit, la vitesse du flux, la pente hydraulique ou encore la contrainte cisailante exercée par la colonne d'eau. Cette propriété constitue l'un des avantages majeurs de la simulation hydraulique 2D.

L'utilisation de la simulation hydraulique 2D a été limitée par le passé notamment en raison du coût en temps de calcul et le manque de données haute résolution qui ne justifiait pas l'utilisation de modèles aussi complexes pour la description des écoulements. Cependant, la disponibilité croissante de données LiDAR haute résolution permettant la description détaillée de la structure du réseau fluvial, i.e. la structure des chenaux et des plaines d'inondation, a grandement motivé l'utilisation de la simulation hydraulique 2D. Le développement de modèles de plus en plus performants, comme LISFLOOD-FP (Coulthard et al., 2013) ou encore Floodos (Davy et al., 2017) a aussi grandement facilité l'utilisation de la simulation hydraulique 2D à partir de MNT-HR. Cette approche a principalement été dédiée à la simulation pluie-débit à l'échelle du bassin versant pour la modélisation des crues et la prédiction des inondations ainsi que la reproduction et l'analyse de l'hydrogramme du bassin à l'exutoire (e.g. Bellos and Tsakiris, 2016; Bout and Jetten, 2018; Cea et al., 2010; Hocini et al., 2021; Ni et al., 2020; Simons et al., 2014; Teng et al., 2017). La plupart de ces approches intègrent une variété de processus hydrologiques comme l'infiltration, l'écoulement souterrain et autres facteurs comme le type de sol, la végétation présente sur le bassin pour une modélisation hydrologique complète. La simulation hydraulique 2D a aussi été utilisée en couplage avec des modèles d'érosion pour la modélisation de l'évolution des rivières et des paysages (e.g. Coulthard et al., 2013; Croissant et al., 2017a; Tucker and Hancock, 2010).

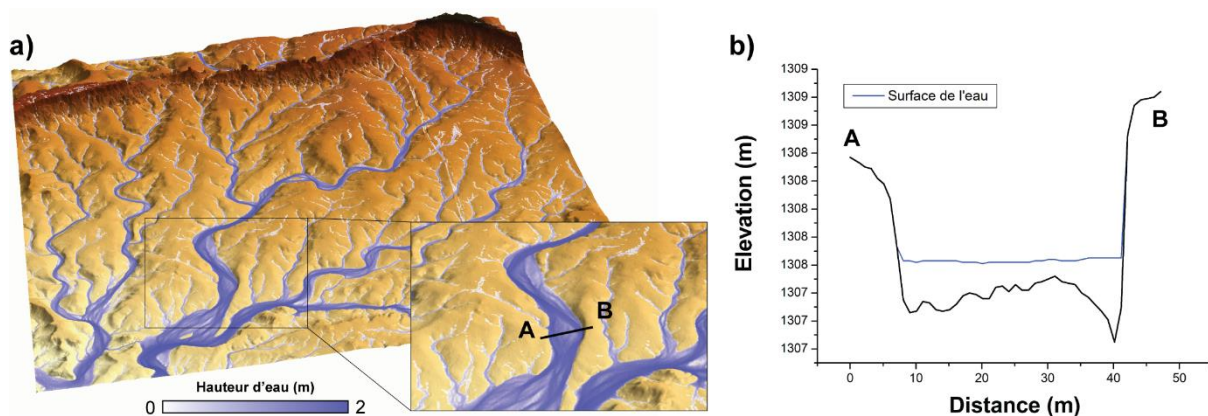


Figure 1.26 - Illustration de la simulation hydraulique 2D, calculée avec le modèle Floodos (Davy et al., 2017), sur un bassin versant situé dans l’Utah aux Etats-Unis. a) Carte montrant la hauteur d’eau simulée et le topographie du bassin. b) Profil transversal d’une section de la rivière montrant notamment la surface de la hauteur d’eau simulée. Cette illustration montre la différence fondamentale entre la simulation hydraulique 2D et les méthodes simples de description de flux décrite dans la section précédente qui ne sont pas dédiées à la modélisation de la surface d’eau. De plus, la largeur de la rivière est implicitement donnée par le model.

Ce n’est que récemment que l’utilisation de la simulation hydraulique 2D à l’échelle du bassin versant a été considérée comme une approche innovante pour l’analyse du réseau de drainage d’un point de vue géomorphologique et hydrologique. Cette vision a été introduite par Costabile et al. (2019) et Costabile and Costanzo (2021) qui ont défini de nouveaux indicateurs pour la délimitation du réseau chenalé, la détection des têtes de chenaux et l’analyse des propriétés géométriques du réseau hydrographique. Leur approche est décrite succinctement dans la section 1.4.3.2.

Dans ce travail de thèse, nous utilisons le modèle hydrodynamique 2D Floodos développé par (Davy et al., 2017) car ce modèle a montré de meilleures performances en terme de temps de calcul par rapport à d’autres modèle comme LISFLOOD-FP (Hocini et al., 2021) et a démontré sa flexibilité et sa capacité à gérer des modèles numérique de terrain haute résolution. Une description du modèle est donnée dans le chapitre 2.

1.4.2 Mesures spatio-temporelles des changements topographiques : Différence de MNTs vs différence de nuage de points 3D

La détection de changement à distance consiste à « identifier les différences d’état d’un objet ou d’un phénomène par son observation à différentes époques » (Singh, 1989). En géomorphologie, cette approche peut être utilisée afin d’identifier et quantifier l’évolution des paysages ainsi que les processus les façonnant. La détection de changement à distance a longtemps été réalisée à partir d’images aériennes ou satellites pour lesquelles tout changement topographique est identifié de manière indirecte à partir de changement de textures, d’informations spectrales ou de couleurs (Hansen and Loveland, 2012; Zhong

et al., 2020; Zhu, 2017). Cependant, l'utilisation d'informations 2D à partir d'images présente quelques désavantages comme la distorsion géométrique liée à la perspective (Zhu, 2017) ou encore le manque d'information sous la végétation limitant grandement la qualité, la précision et l'étendue des mesures de changements topographiques qui sont par essence 3D. La disponibilité croissante des données haute résolution et haute précision LiDAR multi-temporelles à l'échelle d'un site a permis le développement de nouvelles méthodes de détection de changement directement à partir de modèle numérique de terrain ou de nuage de points 3D (Okay et al., 2019).

L'une des techniques les plus utilisée est la différence de MNT (DoD, pour "DEMs of difference" en anglais). Cette technique mesure directement les changements topographiques en calculant la différence verticale d'altitudes entre deux MNT à différentes époques avec une approche pixel-par-pixel (e.g. Wheaton et al., 2010). Connaissant la taille du pixel et la différence d'altitude, cette technique permet aussi le calcul de volume des changements détectés. De nombreuses études ont ainsi utilisé le potentiel des données lidar et la technique DoD pour la quantification de la déformation co-sismique de la surface suite à des événements majeurs (Clark et al., 2017; Duffy et al., 2013; Engelkemeir and Khan, 2008; Oskin et al., 2012), la caractérisation morphodynamique des rivières (Anderson and Pitlick, 2014; Lallias-Tacon et al., 2014; Wheaton et al., 2010) ou encore le suivi de coulées de laves (Favalli et al., 2010; Harris et al., 2010) et de glissements de terrain (Corsini et al., 2009; Giordan et al., 2013; Mora et al., 2018; Ventura et al., 2011).

Bien que la méthode par DoD soit rapide et facilement applicable, elle comporte des inconvénients majeurs liés à l'utilisation de grilles régulières comme les MNT que sont : (i) l'incapacité de décrire des environnements 3D complexes et la perte d'informations au niveau des fortes pentes ainsi que (ii) l'interpolation des nuages de points (section 1.3.4). Ces deux aspects introduisent des biais et incertitudes pouvant grandement affecter la qualité de la quantification des changements topographiques notamment sur les versants (Cavalli et al., 2017; Croke et al., 2013; Lallias-Tacon et al., 2014; Lane et al., 2003; Schaffrath et al., 2015; Wheaton et al., 2010). La qualité de la détection des changements topographiques sur les versants par la technique DoD est discutée davantage dans le chapitre 3.

Etant donné les limites inhérentes à l'utilisation de MNT, certains auteurs ont commencé à exploiter le nuage de point 3D fourni par les données LiDAR pour la détection de changement topographiques. Lague et al., (2013) ont introduit le modèle M3C2 (Multi-scale Model-to-Model Cloud Comparison) permettant le calcul de distance 3D ou vertical directement entre deux nuages de points. Cela permet d'éviter la perte d'information lié à la production de MNT et une meilleure détection des changements au niveau des surfaces à forte pente. Ce modèle a été utilisé au cours de ce travail de thèse et une description complète du modèle est présentée dans la section 3.3. Ce modèle a depuis lors été utilisé principalement sur des données LiDAR terrestres ou de photogrammétrie par drone à une échelle sub-kilométrique. Il a notamment permis d'estimer des taux de déplacements et le volume de glissements de terrain individuels (Esposito et al., 2017; Stumpf et al., 2015) pour la détection d'éboulement (Benjamin

et al., 2020; Williams et al., 2018), la caractérisation morphodynamique des deltas (Wagner et al., 2017) et le traçage de sédiments dans des régions post incendies (DiBiase and Lamb, 2020).

L'acquisition de données de qualité est essentielle pour toute application des méthodes de détection vu précédemment car toute erreur et incertitude dans les données se propagent sur le résultat final et peut conduire à la détection de changements artificiels (Lu et al., 2004). Cependant, l'évolution rapide de la performance des capteurs LiDAR résulte souvent d'une différence de qualité notable entre les données récentes et les plus anciennes. Cette différence se traduit notamment par une différence de résolution (densité de points) et d'incertitudes sur la position des points (Qin et al., 2016). Par conséquent, la qualité de la détection de changement est souvent limitée par les données les plus anciennes. Il est donc important d'identifier et de tenir compte des sources d'erreurs et d'incertitudes de chaque jeu de données afin de limiter les potentielles erreurs de détection.

1.4.3 Exemples d'applications des données LiDAR en relation avec les thématiques abordées

Etant donné la richesse d'information fournie par la technologie LiDAR, celle-ci a connu de nombreuses applications et innovations dans de nombreux domaines et notamment en géomorphologie (Okyay et al., 2019; Passalacqua et al., 2015; Roering et al., 2013; Tarolli, 2014). Ici, je présente quelques-unes de ces applications et innovations en lien avec l'analyse morphologique des paysages, la morphologie des rivières et les glissements de terrain.

1.4.3.1 Analyse de la relation forme-processus à l'échelle du bassin versant

L'analyse de données LiDAR haute résolution a grandement aidé à identifier la signature topographique des processus de versants et de rivières (Booth et al., 2013; Tarolli and Dalla Fontana, 2009; Tseng et al., 2015; Vergari et al., 2019b). Par exemple, Tarolli and Dalla Fontana (2009) ont analysé le diagramme pente-aire drainée à partir de MNT-HR LiDAR dont la résolution spatiale augmente progressivement de 30 m à 1 m dans une région des Alpes italiennes orientales dominée par les glissements de terrain et les écoulements de débris (Figure 1.27.a). Leurs résultats ont montré que seul des données LiDAR haute résolution permettent la représentation détaillée et utile de la morphologie de la transition versant-vallée. Ils ont aussi montré que la relation pente-aire drainée du domaine III, caractéristique de la signature topographique de l'incision des vallées par les écoulements de débris et les glissements de terrain, est mieux décrite avec l'utilisation de MNT-HR. Tseng et al., (2015) ont aussi montré, à la suite d'un évènement climatique extrême ayant induit d'importants changements topographiques, que ceux-ci peuvent être détectés à partir de l'analyse du diagramme pente-aire drainée à haute résolution. En particulier, leurs résultats suggèrent que pour un bassin affecté par de nombreux glissement de terrain à la suite d'un évènement déclencheur : (i) la transition versant-vallée est déviée vers des valeurs de pente plus élevée pour une même aire drainée, suggérant une migration des processus de chenalisation et d'érosion vers les limites du bassin versant, et (ii) que le

gradient topographique des fonds de vallées tend à diminuer à cause du dépôt massif de sédiments (Figure 1.27.b).

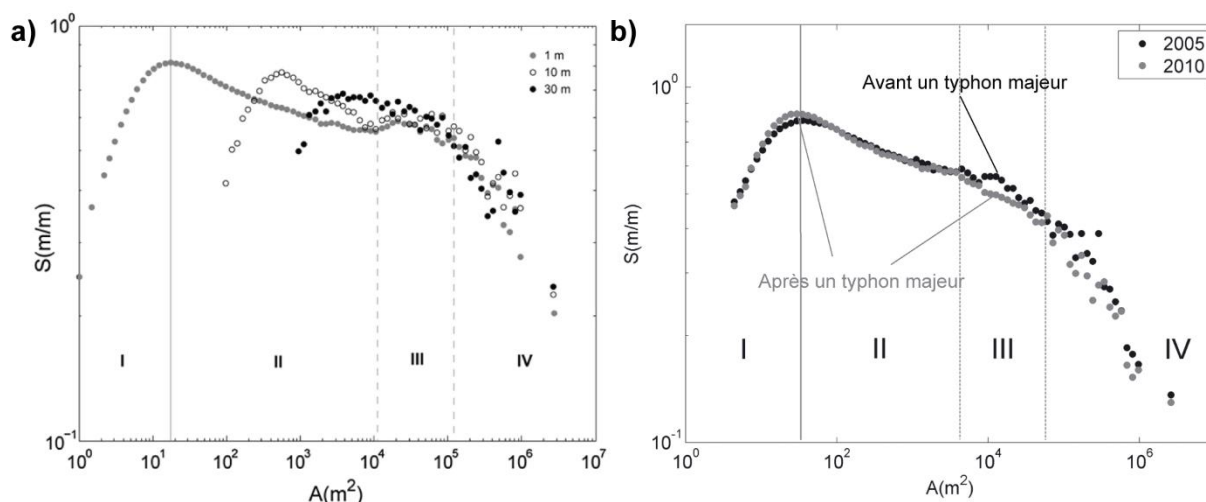


Figure 1.27 – Exemples d’analyse du diagramme pente-aire drainée à l’aide de données LiDAR haute résolution. a) Diagramme pente-aire drainée montrant les tendances moyennes à partir de MNT avec une résolution de 1 m, 10 m et 30 m (Tarolli, 2014; Tarolli and Dalla Fontana, 2009). b) Relations pente-aire drainée avant et après le passage du typhon Morakot à Taiwan en 2009 (Tseng et al., 2015).

1.4.3.2 Identification et caractérisation du réseau hydrographique

Traditionnellement, l’extension du réseau hydrographique à l’intérieur d’un bassin versant était identifié à partir de MNT basse résolution (> 10 m) selon un seuil d’aire drainée constant (O’Callaghan and Mark, 1984; Tarboton et al., 1991) ou à travers un seuil dans la relation entre la pente topographique et l’aire drainée (Dietrich et al., 1992; Montgomery and Dietrich, 1992; Montgomery and Foufoula-Georgiou, 1993; Montgomery D.R. and Dietrich W.E., 1988). Les méthodes classiques suivent généralement la procédure de remplissage des dépressions, du calcul des directions et d’accumulation des flux, décrite en section 1.4.1.1 à partir de laquelle ces indicateurs et les seuils associés peuvent être définis (Tarboton, 2003). Cependant, cette approche présente des inconvénients principalement liés aux algorithmes de routage des flux utilisés comme leur inefficacité dans les zones planes. Ainsi, la fiabilité et la sensibilité de l’identification du réseau hydrographique à partir de ces indicateurs a été montrée très variable en fonction de la morphologie des bassins versants, des processus d’initiation des chenaux et de la résolution des données topographiques (Orlandini et al., 2011).

La disponibilité de données haute résolution LiDAR a mené de nombreux auteurs à reconsidérer les procédures d’identification du réseau hydrographique et a mené au développement de nouvelles approches basées sur la détection directe de la morphologie des têtes des chenaux. L’idée est d’extraire automatiquement les zones de convergence associées aux chenaux à partir d’indicateurs topographiques et de les connecter en utilisant des algorithmes de routages de flux classiques. Ainsi, certains auteurs ont

développé des algorithmes utilisant la courbure de la topographie définie à plusieurs échelles pour extraire le réseau hydrographique (Passalacqua et al., 2010b, 2010a; Pelletier, 2013; Pirotti and Tarolli, 2010; Sofia et al., 2011). Par exemple, Passalacqua et al. (2010a, 2010b) et Sangireddy et al. (2016) ont développé l’algorithme GeoNet qui identifie le réseau hydrographique en (i) filtrant le MNT avec un filtre diffusif non-linéaire (Pietro Perona and Jitendra Malik, 1990), en (ii) identifiant un seuil dans la courbure tangentielle correspondant à la chenalisation par l’approche quantile-quantile et en (iii) connectant les points du réseau selon un D8 ou un D_{inf} . (Figure 1.28a). Pelletier (2013) a proposé une méthode similaire se basant sur l’utilisation d’un filtre de Wiener optimal (Wiener, 1949) pour réduire la rugosité de la surface topographique et l’utilisation d’un algorithme de routage des flux multidirectionnel (Figure 1.28b, (Freeman, 1991). Tandis que les deux méthodes présentées sont des approches purement géométriques, Clubb et al., (2014) ont développé une approche impliquant tout d’abord (i) la détection des zones de convergences (i.e. vallées) à partir d’un seuil dans la courbure tangentielle puis (ii) l’identification de la position exacte des têtes de réseau à partir de l’analyse du diagramme chi-élévation (Figure 1.28c, (Perron and Royden, 2013; Royden et al., 2000b)). Ces auteurs ont également comparé la capacité des trois approches citées précédemment à identifier précisément la position de 167 têtes de chenaux cartographiées sur le terrain à partir de données MNT-HR LiDAR à 1m de résolution. Les résultats ont montré que toutes prédisent la position des têtes des chenaux avec une incertitude de l’ordre de plusieurs dizaines de mètres.

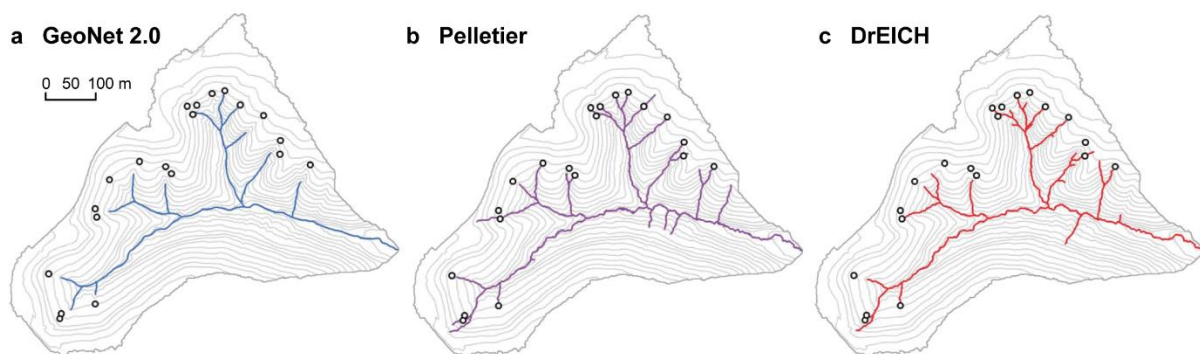


Figure 1.28 – Exemples de réseaux hydrographiques extraits à partir des méthodes développées par (a) Passalacqua et al. (2010a, 2010b), (b) Pelletier (2013) et (c) Clubb et al. (2014). Les cercles blancs montrent les têtes des chenaux relevés sur le terrain. La topographie représente un des bassins de Indian Creek dans l’Ohio, Etats-Unis, et est illustrée par des courbes de niveaux avec un intervalle de 10 m. La figure a été modifiée d’après Clubb et al., (2014).

Les approches décrites précédemment ont été développées dans l’idée d’extraire un « squelette » du réseau hydrographique, composé d’un ensemble de segments, servant de base pour l’analyse de la structure et du profil des rivières. Ainsi, ces approches utilisent des algorithmes de routage des flux simples en raison de leur efficacité en temps de calcul mais non représentatif de la réalité hydrodynamique des flux d’eau. Le réseau hydrographique défini est donc un squelette 1D

indépendamment de la largeur des flux d'eau avec des chemins d'écoulement incorrectes connectant les versants, les vallées, les rivières et les plaines d'inondations.

Récemment, Costabile et al. (2019) et Costabile and Costanzo (2021) ont analysé le potentiel de la simulation hydraulique 2D, basée sur les équations de Saint-Venant, dans l'analyse du réseau de drainage à l'échelle du bassin versant. L'idée derrière cette approche est de remplacer la structure 1D traditionnelle du réseau hydrographique par un ensemble de points décrivant la structure géométrique 2D de la rivière, impliquant implicitement la largeur du flux d'eau. La délimitation et l'analyse des propriétés géométriques du réseau hydrographique est réalisée à travers la définition de nouveaux indicateurs et de leur inter-relation. Costabile et al. (2019) ont analysé la relation avec un seuil de hauteur d'eau h_s , utilisé pour identifier les pixels appartenant au réseau, et une aire sans dimension A^* , définie comme le ratio entre l'aire totale des pixels du réseau et l'aire total du bassin versant. Dans un diagramme logarithmique, la relation h_s - A^* affiche un comportement bimodal interprété par les auteurs comme représentatif de (i) la structure des versants plus des chenaux (HCN) et (ii) du réseau de chenaux (CN). L'interprétation physique et géomorphologique de cette relation est réalisée d'un point de vue multifractale dont la signature varie en fonction du seuil de hauteur d'eau choisi et est utilisé pour définir les têtes du réseau de drainage. Dans leur travail ultérieur, Costabile and Costanzo, (2021) ont utilisé une approche similaire en analysant la relation entre un seuil de débit par unité de largeur Q^* et A^* afin d'identifier la superficie du bassin versant la plus active hydrodynamiquement et définir l'extension du réseau hydrographique (Figure 1.29). De la même façon que le diagramme h_s - A^* , la relation Q^* - A^* montre une relation bimodale dans un diagramme logarithmique permettant de distinguer les écoulement chenalisés (CN) des écoulements moins chenalisés et ayant lieu sur les versants (HCN). De plus, la partie CN du diagramme (Figure 1.29) fournit des informations sur la façon dont l'expansion des zones hydrodynamiquement actives est associée à une augmentation de la variabilité hydrodynamique dans les chenaux et peut donc être considérée comme une caractéristique morpho-hydrodynamique des bassins versants. Ces deux études constituent les premières tentatives d'utilisation de la simulation hydraulique 2D pour l'analyse morphologique, l'identification et la caractérisation géométrique des rivières à l'échelle du bassin versant et ont montré le vaste potentiel de cette approche pour la compréhension des processus environnementaux.

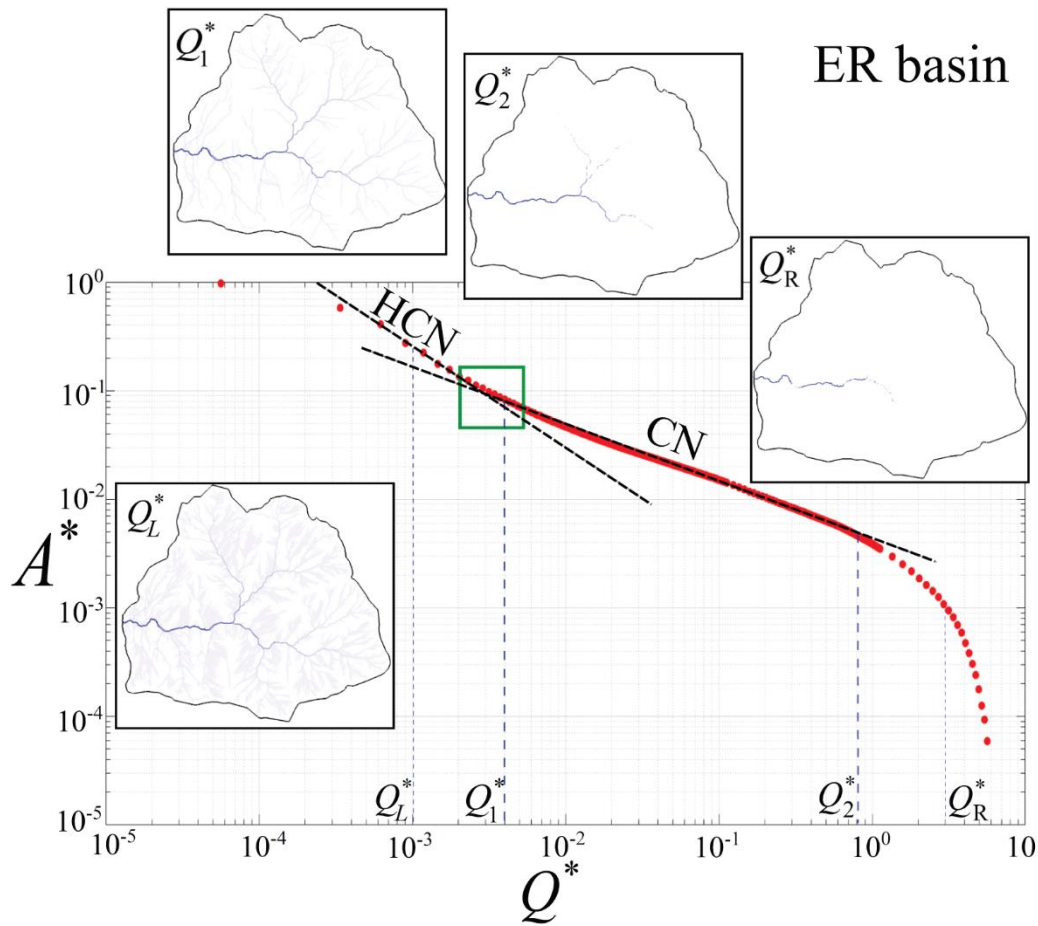


Figure 1.29 – Diagramme A^*-Q^* d'un bassin versant de la rivière Eel, en Californie, Etats-Unis, avec l'extension du réseau hydrographique extrait selon le seuil Q^* utilisé (Costabile and Costanzo, 2021). HCN : Chemin d'écoulement des versants et des chenaux, CN : chemins d'écoulement chenalisés.

1.4.3.3 Mesure de la largeur des rivières et identification des plaines d'inondation

La mesure de la largeur des rivières, notamment pour la caractérisation de leur géométrie hydraulique, a longtemps été effectué uniquement à partir de mesures ponctuelles, longues et fastidieuses sur le terrain ne permettant pas la caractérisation systématique de la géométrie des rivières sur une multitude de bassins versants et sur de grandes surfaces qui est nécessaire pour la compréhension de la dynamique des rivières (section 1.1.2.1.D). De nombreuses méthodes d'extraction automatique de la largeur des rivières ont été développées à partir de l'analyse d'images aériennes ou satellites (Fisher et al., 2013; Güneralp et al., 2014; Pavelsky and Smith, 2008; Rowland et al., 2016; Schwenk et al., 2017). Cependant, ces méthodes présentent des limites inhérentes à l'utilisation d'images dont : (i) la largeur extraite correspond uniquement à la largeur de la surface d'eau au moment de l'acquisition de l'image ce qui peut ne pas être pertinent d'un point de vue géomorphologique et (ii) l'extraction de la largeur des rivières sous couvert végétal est impossible.

L'introduction de données haute résolution et haute précision LiDAR a notamment fourni de nouvelles capacités dans la caractérisation automatique de la morphologie des rivières. Ainsi, plusieurs auteurs ont montré que la largeur des rivières peut être décrite à partir de l'analyse statistique d'indicateurs objectifs à différentes échelles comme la pente topographique et la courbure (Biron et al., 2013; Johansen et al., 2011; Passalacqua et al., 2012a; Sofia et al., 2015). Par exemple, Passalacqua et al., (2012a) ont développé une méthode automatique basée sur la définition d'un seuil dans la variation de la pente topographique le long de sections transversales pour détecter les berges des chenaux (implémenté dans GeoNet). Sofia et al., (2015) ont extrait et analysé la largeur de pleine berge de trois rivières situées respectivement dans les bassins versants de Cordevole, Rio Vauz et Rio Cordon en Italie. Leur méthode se base sur l'analyse des propriétés statistiques de la courbure minimum de la topographie, mesurée à plusieurs échelles spatiales, par l'approche du diagramme quantile-quantile (Passalacqua et al., 2010b) pour définir un seuil permettant l'identification des limites latérales des chenaux. La largeur des chenaux extraite à partir de ces approches a montré de bonnes concordances avec les mesures de terrain dans le cas de rivières à chenaux uniques droits et méandriformes avec des berges bien définies. Cependant, l'efficacité de ces approches pour des cas de géométrie de chenaux plus complexe comme les rivières en tresse à chenaux multiples est incertaine. De plus, ces approches peuvent seulement mesurer la largeur du débit de pleine berge indépendamment d'autres débit de référence (e.g. Débit moyen annuel).

Il est important de noter que la mesure de la largeur des chenaux à partir de données LiDAR devrait nécessiter systématiquement l'utilisation de LiDAR bathymétrique permettant la description de la morphologie des rivières sous la surface d'eau. Etant donné la faible disponibilité actuelle de telles données, le LiDAR topographique par laser infrarouge, largement absorbé par l'eau, reste l'utilisation la plus courante. La surface d'eau présente dans les rivières apparaît donc comme des zones planes ou légèrement inclinées sous forme de facettes triangulaires sur les MNT-HR dues à l'interpolation de données manquantes dans le nuage de point 3D. Ainsi, la largeur minimum détectable correspond souvent à l'étendue de la surface d'eau (Sofia et al., 2015). Par ailleurs, l'utilisation d'une grille de pixel régulier simplifie la morphologie des chenaux notamment au niveau des berges et introduit des incertitudes supplémentaires liées à l'interpolation du MNT (McKean et al., 2009).

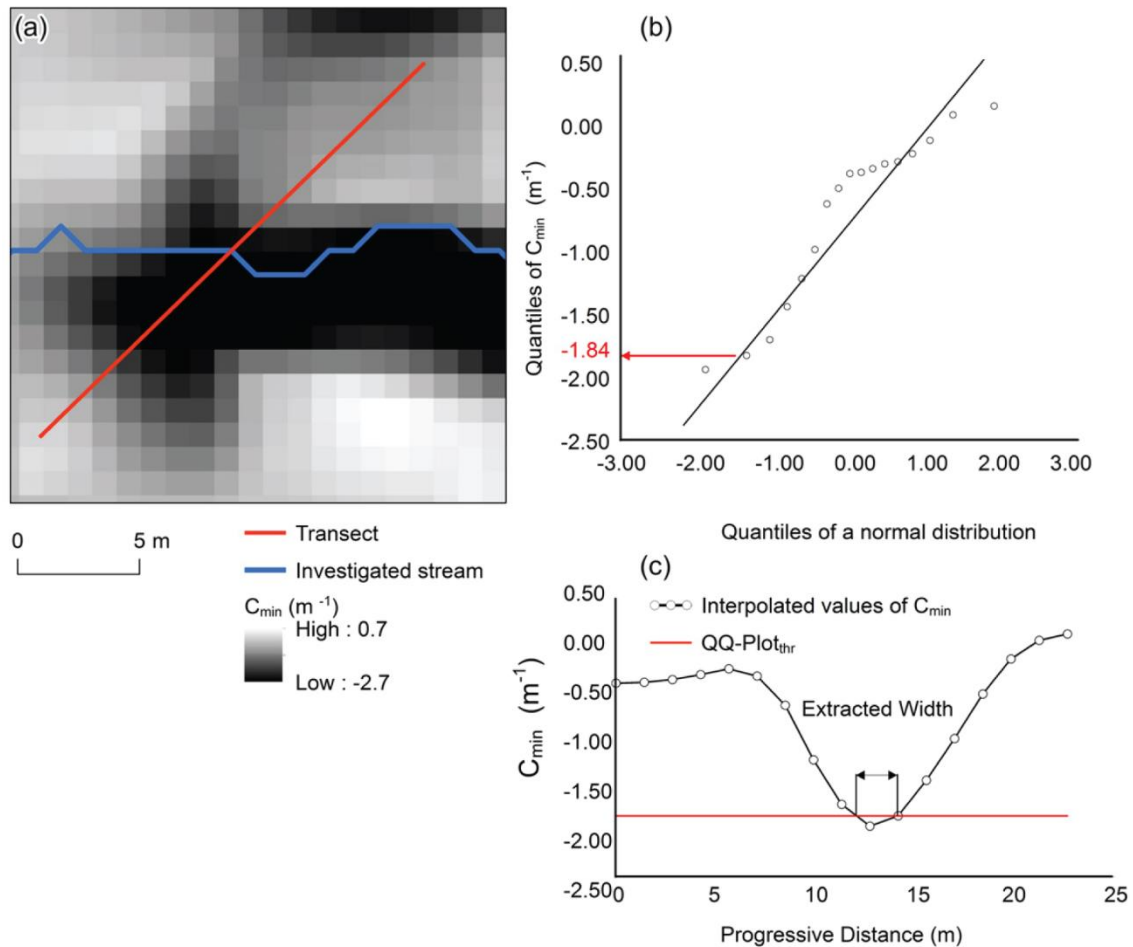


Figure 1.30 – Illustration de la méthode d’extraction de la largeur de pleine berge par Sofia et al., (2015). a) Carte de la courbure minimum et du transect considéré et b) Diagramme quantile-quantile de la courbure minimum C_{min} . La valeur en rouge correspond au seuil utilisé pour extraire la largeur de pleine berge en c) (environ 2 m ici).

1.4.3.4 Analyse des glissements de terrain

L’analyse des glissements de terrain est l’une des applications des données LiDAR ayant connu les plus grandes avancées. Jaboyedoff et al., (2012), Okyay et al., (2019) et Tarolli, (2014) ont fourni trois revues sur l’utilisation de données haute résolution LiDAR pour la détection, la caractérisation et le suivi des mouvements gravitaires (i.e. chute de roche, glissement, écoulement de débris). Ici, je présente trois types d’approches utilisées qui me paraissent pertinentes pour donner au lecteur un aperçu du contexte dans lequel s’inscrit ce travail de thèse. Cette revue est non-exhaustive. Ces approches se basent sur (i) des indicateurs topographiques, (ii) sur la détection de changement à partir de MNT-HR LiDAR multi-temporels et (iii) à partir de nuages de points 3D.

La description fine de la surface topographique permise par le LiDAR a, dans un premier temps, permis l’amélioration de la cartographie des glissements de terrain et la création d’inventaire à partir de l’interprétation visuelle des cartes d’ombrages des MNT-HR (Jaboyedoff et al., 2012). De nombreux

efforts ont, par la suite, été fournis dans la définition et l'utilisation d'indicateurs topographiques à partir de MNT-HR pour la détection automatique ou semi-automatique des caractéristiques des glissements de terrain. Certains auteurs ont utilisé la capacité des MNT-HR à décrire la surface topographique à l'échelle métrique pour définir des indicateurs basés sur la mesure de la rugosité de la surface (Cavalli et al., 2008), la pente topographique et la courbure (Bernat Gazibara et al., 2019; McKean and Roering, 2004; Tarolli et al., 2012; Ventura et al., 2011) avec l'hypothèse que la surface des glissements de terrain présente une rugosité plus forte que d'autres surfaces. Par exemple, Glenn et al., (2006) ont utilisé des indices de pente, de rugosité et de dimension fractale de la surface et montré leur potentiel pour différencier les différents éléments, le type de matériel et l'activité d'un glissement de terrain. Tarolli et al., (2012) ont utilisé et analysé la courbure du terrain pour la détection des cicatrices d'arrachement des glissements de terrain. Cependant, leur méthodologie n'est pas optimale car celle-ci détecte également des caractéristiques de surface ne correspondant pas à des glissements de terrain (Figure 1.31a).

L'utilisation de LiDAR répété permettant la caractérisation des changements spatio-temporels des paysages constitue une avancée majeure dans l'identification et l'analyse des glissements de terrain. La différence de MNT (DoD) est l'une des applications les plus communes et a principalement été utilisée pour la détection de mouvement de terrain, le traçage et la quantification du volume des sédiments pour le suivi de l'activité d'un glissement de terrain en particulier (Bull et al., 2010; Corsini et al., 2009; DeLong et al., 2012; Ventura et al., 2011). A titre d'exemple, Ventura et al. (2011) ont utilisé les MNTs dérivés de quatre acquisitions LiDAR d'un glissement de terrain situé à Montaguto en Italie et l'analyse DoD pour déterminer (i) les zones de soulèvement et de subsidence, (ii) le volume de matériel retiré et/ou accumulé, (iii) les taux d'érosion et d'accrétion ainsi que pour (iv) identifier des structures caractéristiques du glissements (e.g. cicatrices, fissures, plis ; Figure 1.31b). Burns et al. (2010) et Pawłuszek and Borkowski (2017) ont utilisé l'analyse DoD pour la création d'inventaires de glissement de terrain. Tandis que le premier se base sur l'interprétation visuelle des changements topographiques mise en avant par l'analyse DoD et d'image satellite Quickbird (avec une résolution de 2.5 m), le second a jumelé l'analyse DoD avec un algorithme de machine learning pour la détection automatique des glissements de terrain.

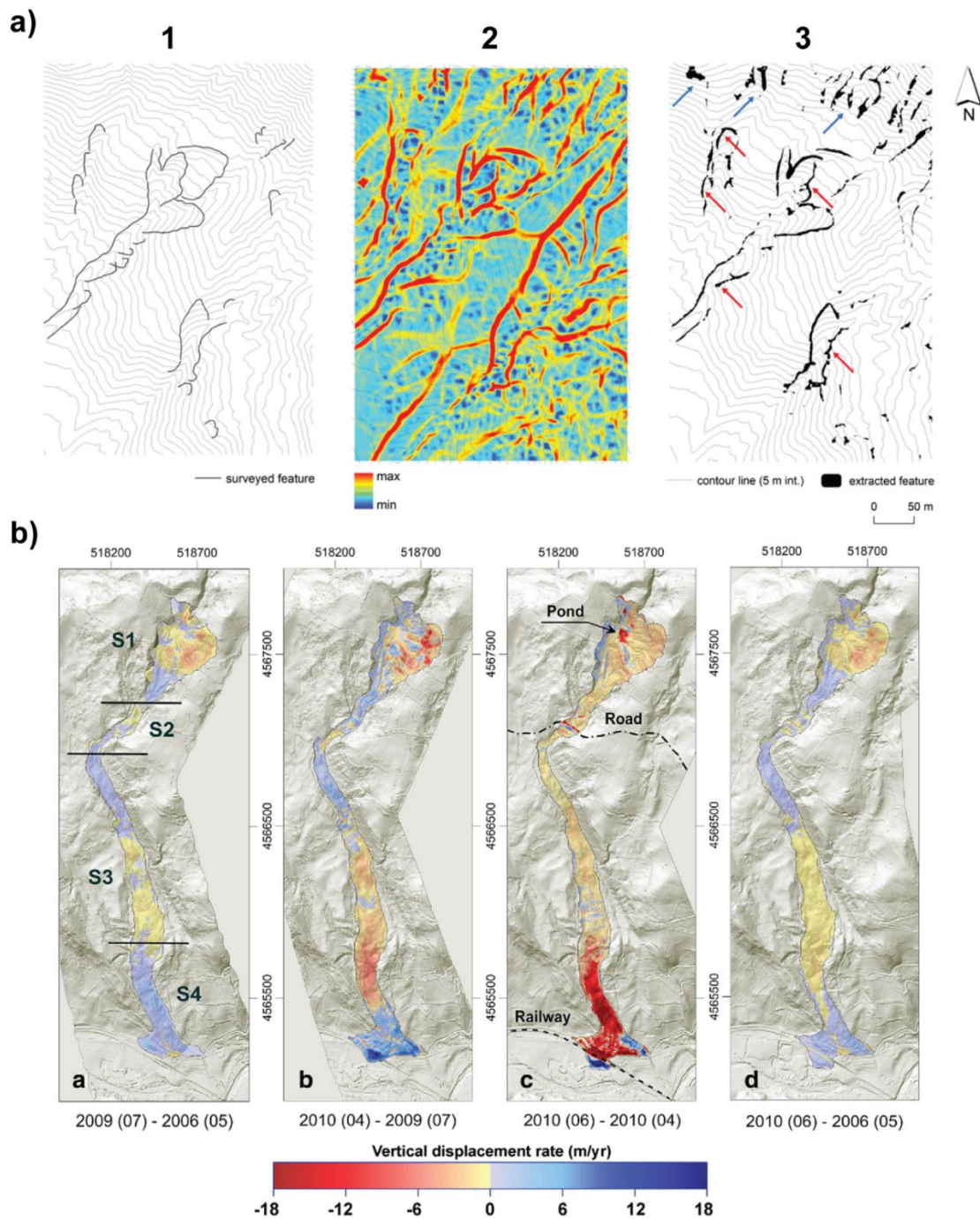


Figure 1.31 – Exemple d’application des données LiDAR pour la détection des glissements de terrain. a) Cartographies d’une zone avec des glissements de terrain dans la région de Rio Cordon en Italie (Tarolli et al., 2012). 1. Cartographie de cicatrices d’arrachement de glissements de terrain et d’érosion de berge de rivière. 2. Cartographie de la courbure dérivée d’un MNT à 0.5 m de résolution et 3. Caractéristiques morphologiques extraites par la méthode de (Tarolli et al., 2012). Les flèches rouges indiquent la présence d’instabilités de pente cartographiées sur le terrain tandis que les flèches bleues indiquent des caractéristiques morphologiques non relative aux glissements de terrain. b) Carte des taux de déplacements verticaux du glissement de terrain de Montaguto en Italie. La figure est originaire de (Ventura et al., 2011).

Récemment, Benjamin et al., (2016, 2020) et Williams et al., (2018) ont présenté l'une des avancées méthodologique la plus intéressante et prometteuse dans l'utilisation de données LiDAR répété pour la création d'inventaires de mouvements gravitaires et leur analyse géométrique. Leur méthodologie se base sur l'exploitation directe de la structure 3D de nuages de points LiDAR à différentes époques pour la détection et la quantification du volume des processus gravitaires appliquée spécifiquement aux éboulements et chutes de roches. Cette approche permet notamment de s'affranchir des sources d'erreurs et d'incertitudes liées à l'utilisation de MNT (section 1.3.4). Les trois études utilisent l'algorithme M3C2 (Lague et al., 2013) pour mesurer les distances entre les nuages de points et identifier les changements topographiques. Une fois les changements topographiques détectés, Benjamin et al., (2020) utilisent un algorithme de partitionnement basé sur la densité de point pour individualiser les différents évènements et calculent leur volume par reconstruction de maillage.

Malgré son potentiel, cette approche n'a, à ce jour, jamais été utilisée et testée pour la construction automatique d'inventaire de glissements de terrain à une échelle régionale. Notamment cette approche n'a pas été utilisée dans des régions végétalisées pour lesquelles la détection de glissements présente des challenges supplémentaires.

Chapitre 2 :

Apports de la simulation hydraulique 2D dans l'analyse morphologique haute résolution des paysages

2 Apports de la simulation hydraulique 2D dans l'analyse morphologique haute résolution des paysages

Ce travail, réalisé sous la direction de Dimitri Lague et Philippe Davy, a pour objectif d'intégrer les derniers développements sur la simulation hydraulique 2D appliqués aux données LiDAR et d'analyser son potentiel dans l'analyse haute résolution des paysages. Cette étude a été soumise dans la revue *Journal of Geophysical Research : Earth Sciences* le mercredi 24 novembre 2021 et est donc au moment de la rédaction de ce manuscrit, en cours de révision par les pairs.

2.1 Le modèle hydrodynamique 2D Floodos

Le modèle hydrodynamique 2D Floodos (Davy et al., 2017), développé par P. Davy, constitue la composante hydraulique du modèle morphodynamique Eros (maintenant Riverlab) (Crave and Davy, 2001; Davy and Crave, 2000; Davy and Lague, 2009) dédié à la simulation de l'évolution des rivières et des paysages à différentes échelles de temps (de la seconde à plusieurs million d'années) et d'espace (de la section de la rivière à l'échelle orogénique). L'explication détaillée du modèle et des équations principales le composant sont décrites dans Davy et al., (2017) et dans la section 2.3. Je propose ici d'en décrire le fonctionnement global.

L'originalité de Floodos est d'utiliser la méthode dite des « précipitons » (Chase, 1992) pour calculer la vitesse et la hauteur du flux d'eau en chaque point de la grille par la résolution d'une forme réduite des équations de Saint-Venant en 2D (i.e. seuls la gravité et le gradient de pression régissent les écoulements, les termes inertiels sont négligés, Equation (1.4)). Chaque précipiton représente un volume d'eau élémentaire pouvant se déplacer sur la topographie ou sur la surface d'eau qui remplit les cellules d'eau le long de son chemin jusqu'à l'exutoire. La simulation numérique consiste en 5 étapes :

1. Les précipitons sont « lancés » sur la topographie de manière aléatoire et indépendamment les uns des autres, selon une carte des flux d'eau entrant. Cette carte décrit les processus contribuant à l'écoulement de surface (i.e. pluie ou débit dans les rivières), leur distribution spatiale, et le nombre de précipitons en entrée du modèle. Chaque précipiton est caractérisé par un petit volume d'eau V_p . Si une cellule présente déjà une surface d'eau, le précipiton se déplace dessus.
2. Les précipitons interagissent avec la surface d'eau ou la topographie pour remplir les cellules dans laquelle ils entrent et construire une nouvelle hauteur d'eau. Lorsque les précipitons quittent la cellule, celle-ci décroît à un taux déterminé selon une équation de friction (Manning, Darcy ou Chézy). L'évolution de la hauteur d'eau est ici décrite par une équation différentielle stochastique qui est résolue à chaque fois qu'un précipiton entre dans une cellule. La hauteur d'eau correspond à la valeur moyenne des valeurs stochastiques des hauteurs d'eau ainsi

produites. La pente de la surface d'eau (i.e. la pente hydraulique) est calculée à la fin de cette étape.

3. La direction aval des précipitons est déterminée de manière stochastique entre les 8 voisins de la cellule considérée dont la probabilité de réception est proportionnelle au débit de direction, i.e. le débit calculé à partir de la pente de la surface d'eau dans la direction considérée (Figure 2.1). Ainsi, la cellule « réceptrice » n'est pas forcément celui présentant la plus grande pente.
4. Le modèle peut être appliqué selon deux modes : transitoire ou stationnaire. En mode transitoire, le volume d'eau de chaque précipiton est modifié au cours de son parcours selon une équation de conservation de masse d'eau à cette étape. En mode stationnaire, celui-ci reste inchangé tout au long de son chemin et le bilan de masse est atteint lorsque la surface d'eau arrive à l'état d'équilibre. Le mode stationnaire est beaucoup plus rapide que le mode transitoire (i.e. d'un facteur 10).
5. La marche des précipitons s'arrête lorsque ceux-ci rencontrent une condition limite « d'arrêt » (e.g. exutoire) définie dans la carte des flux d'eau entrant à l'étape 1.

Dans ce travail de thèse, le modèle est toujours appliqué en régime stationnaire. Une des propriétés intéressantes du modèle est sa gestion des minimums locaux (i.e. dépressions, lacs etc.). Lorsqu'un précipiton rencontre un minimum local, celui-ci est rempli jusqu'à ce que le précipiton trouve un exutoire. Cela permet de gérer facilement les dépressions locales causées par la rugosité naturelle de la surface, le bruit inhérent aux données topographiques, ou les dépressions naturelles (lacs, étangs etc.).

Ce modèle est directement applicable sur un MNT. Il permet notamment de décrire la largeur des rivières sur plusieurs cellules et a démontré sa capacité à capturer/simuler des géométries de chenaux complexes de rivières alluviales (rivière en tresses, droite etc..) ou à substratum rocheux à haute résolution (Croissant et al., 2017a; Davy et al., 2017). Le modèle a depuis lors été appliqué sur des données synthétiques et des modèles numériques de terrain haute résolution afin de mieux comprendre (i) l'évolution des rivières suite à des événements climatiques ou tectonique extrême en relation avec les risques associés (Croissant et al., 2017a, 2017b), (ii) les processus physiques contrôlant la géométrie des chenaux (Baynes et al., 2020) , (iii) les mécanismes de migration des *knickpoints* (Baynes et al., 2018) ainsi que pour (iv) la création de cartes d'inondation (Hocini et al., 2021). Celui-ci n'a jamais été appliqué dans un contexte d'analyse morphologique à l'échelle du bassin versant.

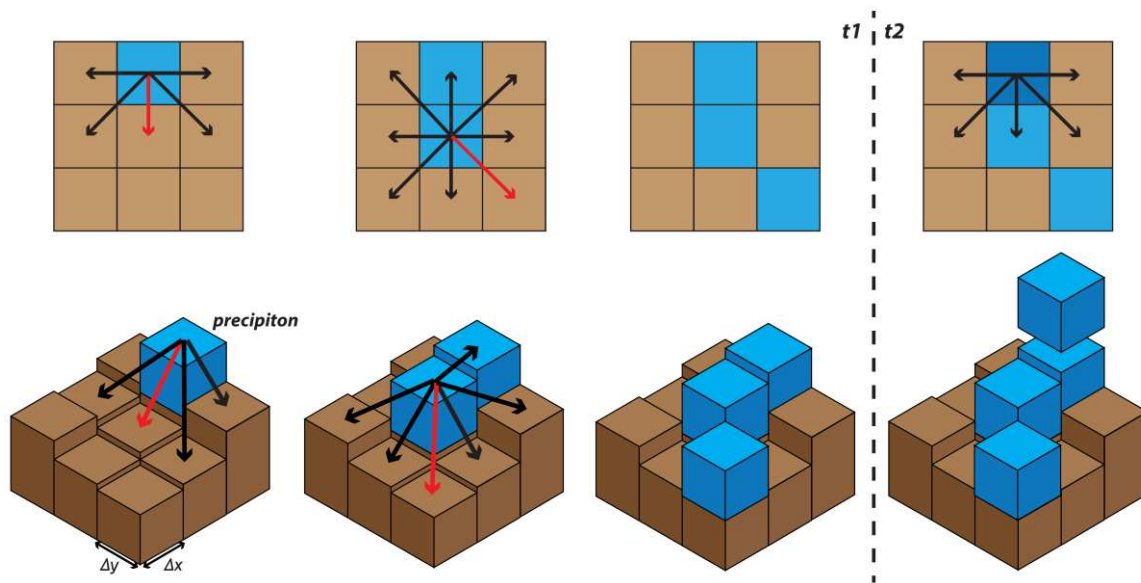


Figure 2.1 – Description schématique de la marche des précipitons en mode stationnaire vue de dessus (en haut) et en perspective (en bas ; d’après Croissant (2016)). Les flèches illustrent le débit de direction et la flèche rouge indique la direction la plus probable.

2.2 Résumé de l’étude

L’objectif de cette étude est d’investiguer le potentiel de la simulation hydraulique 2D dans l’analyse haute résolution des paysages. Plus particulièrement, nous évaluons l’apport de la simulation hydraulique 2D dans :

- 1- La définition de nouveaux indicateurs hydro-géomorphologiques caractérisant la géométrie des paysages.
- 2- L’identification des transitions remarquables comme les connexions versant-réseau.
- 3- La caractérisation de la géométrie des rivières notamment à travers la largeur et la géométrie hydraulique des chenaux.
- 4- L’identification des plaines d’inondation et de structure géométriques « anormales » comme les *knickpoints*.

Pour cela, nous appliquons le modèle hydrodynamique 2D Floodos (Davy et al., 2017) sur un MNT à 1 m de résolution issu d’un levé LiDAR topographique aéroporté sur le bassin versant d’Elder Creek en Californie. Ce bassin a l’avantage de présenter des rivières suffisamment large (jusqu’à 15 m), d’être instrumenté par une station de jaugeage de l’USGS et de comporter des études de terrain (Fuller et al., 2009; Lovill et al., 2018; Scheingross et al., 2013; Seidl and Dietrich, 1992). Le modèle est appliqué en mode stationnaire de façon simple en considérant une pluie constante (ou taux de ruissellement) et uniforme à l’échelle du bassin. Cette approche suppose que la génération du ruissellement résulte uniquement d’un excès de la capacité d’infiltration du sol. Le taux de ruissellement r de base est fixé à $r = 10$ mm/h correspondant à une pluie intense pour le bassin versant d’Elder Creek (Figure S2.16).

Nous explorons également un taux de ruissellement moyen de $r = 1$ mm/h et de conditions extrêmes de $r = 100$ mm/h afin d'analyser la sensibilité des résultats en fonction de r . Le coefficient de friction (Manning) est aussi considéré uniforme et égale à $n = 0.03$ à l'échelle du bassin versant.

Nous montrons que l'application de la simulation hydraulique 2D à des données topographiques haute résolution permet :

(i) la définition de nouveaux indicateurs hydro-géomorphologiques prenant pleinement en compte la structure interne des écoulements. Nous définissons trois indicateurs dont le débit par unité de largeur normalisé, équivalant à une aire drainée spécifique (a_s). Contrairement à une mesure d'aire drainée (A) classique, l'aire drainée spécifique intègre la largeur de l'écoulement permettant ainsi de décrire à la fois les variations amont-aval et stationnelle de la géométrie des chenaux. Nous montrons également qu'il est possible d'extraire une largeur d'écoulement effective ($w(r)$) en tous points du réseau hydrographique de manière simple par le ratio entre l'aire drainée et l'aire drainée spécifique. Cette mesure de largeur diffère d'une mesure classique de l'étendue de la surface d'eau car elle décrit la largeur des écoulements des flux principaux dans la rivière pour un taux de ruissellement donné. Enfin, nous étudions la pente hydraulique (S_h) correspondant à la pente de la surface d'eau décrite par le modèle. Nous montrons que cet indicateur est moins affecté par la rugosité du MNT qu'une mesure de pente topographique et est plus pertinente pour décrire la dynamique des écoulements.

(ii) Une meilleure identification des connexions versant-rivières à partir de l'analyse de la relation entre la pente hydraulique et l'aire drainée spécifique que nous appelons le diagramme pente-aire drainée hydraulique en comparaison au diagramme pente-aire drainée classique. Ce diagramme permet notamment la capture de l'extension latérale du réseau de drainage pour un taux de ruissellement donné.

(iii) La caractérisation continue de la géométrie des rivières le long du réseau de drainage par l'analyse de la largeur effective $w(r)$ en fonction de l'aire drainée A . Nous montrons une relation en loi puissance entre $w(r)$ et A , à partir d'environ $2 \cdot 10^5$ m², cohérente avec les précédentes observations.

(iv) La mise en évidence de domaines géomorphologiques sensibles aux débits d'eau comme les plaines d'inondation à partir d'une analyse multi-débit. Cette analyse permet aussi de caractériser la géométrie hydraulique stationnelle des chenaux le long du réseau de drainage. Nous montrons que les plaines d'inondation peuvent être mise en évidence par le rapport $a_{s(100)}/a_{s(1)}$ décrivant la variation de l'aire spécifique pour un taux de ruissellement $r = 1$ mm/h et $r = 100$ mm/h. De la même manière, la géométrie hydraulique stationnelle des chenaux peut être décrite à travers le rapport $w_{(100)}/w_{(1)}$.

(v) De nouvelles opportunités dans l'identification des structures géométriques anormales comme les *knickpoints* dues à la capacité du diagramme pente-aire drainée hydraulique à décrire les variations locales de pente, de débit et de largeur des chenaux.

Cette étude montre le vaste potentiel de la simulation hydraulique 2D appliquée à des données haute résolution afin d'obtenir une description plus riche de l'organisation des paysages et de la géométrie des

rivières que les méthodes traditionnelles. Des applications à d'autres bassins versants situés dans des contextes tectoniques et climatiques différents sont cependant nécessaires afin d'affiner davantage la capacité des indicateurs hydro-géomorphologiques à identifier des transitions entre processus géomorphologiques, définir des comportements génériques, et à détecter des anomalies dans la géométrie des paysages.

2.3 Article: Consistent hydro-geomorphic indicators for high resolution topographic analysis

Thomas G. Bernard¹, Philippe Davy¹, and Dimitri Lague¹.

¹Univ. Rennes, CNRS, Géosciences Rennes – UMR 6118, 35000 Rennes, France

Corresponding author: Thomas G. Bernard (thomas.bernard@univ-rennes1.fr)

Abstract

Landform indicators are designed to reveal the processes shaping landscapes. They have long been derived from flow routing algorithms based on the topographic slope, initially developed for coarse Digital Elevation Models (DEMs), whose resolution (≥ 30 m) and poor precision did not resolve correctly flow patterns and channel flow width. Since high resolution and precision DEMs make the description of meter-scale flow patterns possible, new methods are required to analyze high resolution landforms structures such as hillslope-channel connections, channel width or floodplains. Here, we investigate the potential of 2D hydraulic simulations based on the shallow water equations to replace the classical slope vs drainage area analysis, that is unsuitable for high resolution DEMs, to analyse river morphology and to identify floodplains. We apply the Floodos hydrodynamic model to the 1 m resolution DEM of the Elder Creek catchment, California, from which we derive three hydro-geomorphic indicators fully accounting for the internal river geometry: a specific drainage area, an effective flow width and the hydraulic slope. We analyse the Elder creek catchment through what we call the hydraulic slope-area diagram allowing a better identification of hillslope-channel connections than the slope-area approach. The effective flow width is analyzed along the drainage network and is characterized by a power-law relationship consistent with previous observations. We investigate a multi-runoff approach to automatically identify floodplains and evaluate along-stream variations in hydraulic geometry. The newly introduced hydro-geomorphic indicators offer a geomorphic analysis consistent with high resolution DEMs and opens up new perspectives in landscape analysis.

Plain Language Summary

Landform indicators are designed to reveal the processes shaping landscapes. These indicators are often derived from flow routing methods developed for coarse digital elevation models (DEM) whose resolution (≥ 30 m) do not resolve flow patterns and channel width correctly. Since high resolution and precision DEMs make the description of meter-scale flow patterns possible, new methods are required

to analyze high resolution landforms structures. Here, we investigate the potential of 2D hydraulic simulations to identify hillslope-channel connections, channel width and floodplains. We apply the Floodos hydrodynamic model to the 1 m resolution DEM of the Elder creek catchment, California, from which we derive three new indicators accounting for the internal river geometry: a specific drainage area, an effective flow width and the hydraulic slope. We show that hillslope-channel connections are better identified through what we call the hydraulic slope-area diagram than traditional approaches. The evolution of the effective flow width along the drainage network is consistent with previous observations. We also use simulations with various input discharges to automatically identify floodplains and along-stream variations in hydraulic geometry. The introduced indicators open up new perspectives to analyze high resolution landform structures crucial in the understanding of processes shaping landscapes.

1. Introduction

Landform indicators have been designed to reveal the relationship between surface processes, tectonic and climatic forcings and the resulting landforms. Among others, slope and drainage area have long been used as indicators to identify the dominant erosion processes in catchments (e.g., Hack, 1957; Ijjasz-Vasquez & Bras, 1995; Montgomery & Foufoula-Georgiou, 1993; Tarolli & Dalla Fontana, 2009). For instance, Montgomery and Foufoula-Georgiou (1993) proposed a partitioning of the landscape into three geomorphic domains based on inflections of the mean slope-area (S - A) relationship in a log-log diagram: convex hillslopes, unchannelled valleys and fluvial domain. Subsequent work has focused on using the S - A diagram to identify channel heads (McNamara et al., 2006; Orlandini et al., 2011; Tarolli & Dalla Fontana, 2009), landslides and debris flow processes (Booth et al., 2013; Lague & Davy, 2003; Stock & Dietrich, 2006; Stock & Dietrich, 2003) or the presence of vegetation (Istanbulluoglu and Bras, 2005). In all of these approaches, the fluvial domain occurs beyond a critical drainage area, typically ranging from 0.1 to 1 km² (Ijjasz-Vasquez and Bras, 1995; Tarolli and Dalla Fontana, 2009), and is generally characterized by a power-law decrease of topographic slope with drainage area (Flint, 1974):

$$S = k_s \cdot A^{-\theta} \quad (2.1)$$

where k_s is the steepness index and θ the concavity index. The steepness index is a classical indicator of erosion intensity in tectonic geomorphology (e.g., Kirby & Whipple, 2012; Lague, 2014; Snyder et al., 2000, 2003), illustrating the fundamental link between landscape form and erosion processes.

These landform indicators are derived from flow routing algorithms based on the topographic slope (i.e. D8 or D ∞) initially developed for coarse digital elevation models (DEMs), whose resolution is typically between 10 and 100 m. The D8 and D ∞ algorithms provide a graph of the flow paths, which is a reasonable estimate of the actual surface flows in the case of channel widths smaller than the DEM resolution. The introduction of high resolution DEMs (HRDEM) from airborne Light-Detection and

Ranging (LiDAR) techniques has considerably increased the vertical accuracy (< 20 cm) and the channel resolving capacity (pixel size < 2 m) that coarse DEM cannot offer (Passalacqua et al., 2015; Roering et al., 2013; Tarolli, 2014). This increased resolution and precision make the description of the internal structure of flow in channels possible, opening new venues to better identify subtle topographic signals and geomorphic domains (Tarolli and Dalla Fontana, 2009). Yet, with this DEM resolution, traditional flow routing algorithms fail to capture the morphology of rivers wider than the resolution: they concentrate the total river discharge (or drainage area) in one or few pixels along the channel section while others have unrealistic low discharges even with a D^∞ flow algorithm (Tarboton, 1997; Figure 2.3). Therefore, the channel network derived from the *S-A* analysis is a 1D skeleton river network independent of channel width, with incorrect flow paths connecting hillslopes, valleys, channels and floodplains. Channel width in particular cannot be readily extracted from traditional flow routing algorithms while it is a geometrical characteristic of rivers as important as channel slope (e.g., Croissant et al., 2017). Several methods to extract channel width exist based on high resolution aerial or satellite images (Fisher et al., 2013; Güneralp et al., 2014; Pavelsky & Smith, 2008; Rowland et al., 2016; Schwenk et al., 2017). These methods can only measure the channel width as the free water surface extent at the time of image acquisition, which may not be geomorphologically relevant, and the measurement remains unfeasible in areas with dense vegetation cover. HRDEM-based methodologies can estimate channel width by detecting the extent of channel banks based on topographic slope (Johansen et al., 2011; Passalacqua et al., 2012) or curvature (Sofia et al., 2015), but they generally need some parameter tuning and can only measure the bankfull width independently of any reference flow. While these methods showed good agreement with measurements for single thread and meandering channels with well-defined banks, their efficiency when applied on more complex channel geometries such as braided rivers or rivers with multiple channels is uncertain. Hence, new tools and methods are required to address the significant change in DEM resolution and the calculation of channel width.

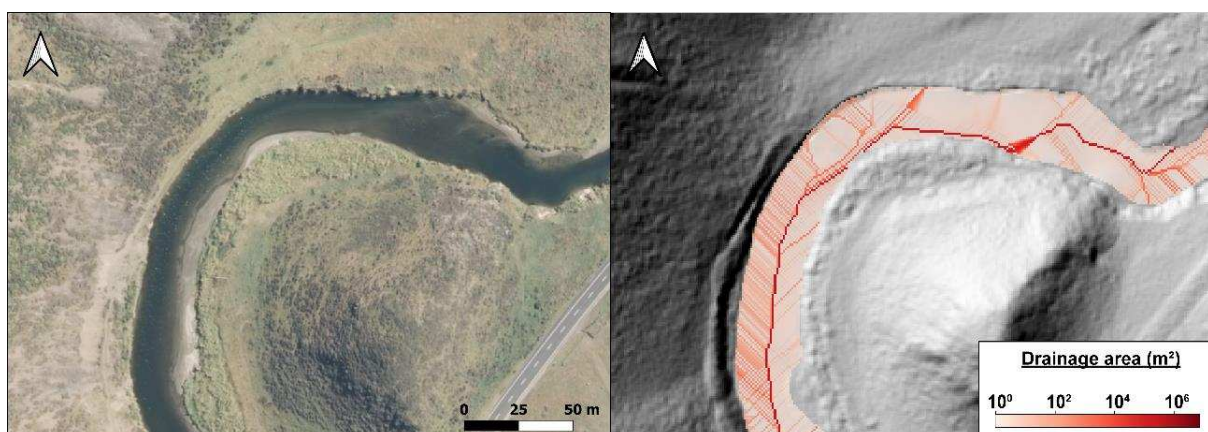


Figure 2.2. Illustration of drainage area values calculated by a D^∞ flow routing of a river section wider than the grid resolution. The river is located in New Zealand near Wellington. Aerial photo and DEM resolutions are 0.3m and 1 m respectively (LINZ, 2014, 2017b).

The increase in computational power and model efficiency now permits to directly model the surface water flow on HRDEM by solving mass and momentum equations. Due to its capability to represent physical overland flow, the two-dimensional depth integrated shallow water equations (SWEs) model is recognized as the most suitable approach to perform runoff computation on HRDEM (Bellos & Tsakiris, 2016; Bout & Jetten, 2018; Cea et al., 2010; Cea et al., 2014; Costabile et al., 2012). The increase in model efficiency and the increasing availability of LiDAR data facilitate the application of such models to HRDEM at a catchment scale (Coulthard et al., 2013; David & Schmalz, 2020; Davy et al., 2017; Neal et al., 2018). This application provides new opportunities to analyse landscapes beyond the 1D skeleton channel structure offered by traditional flow routing algorithms, which can now be replaced by a 2D description of the flow geometry that is closer to reality. For instance, Costabile et al. (2019) and Costabile & Costanzo (2021) recently used the 2D SWEs model to analyse scaling laws by comparing the water depth or the specific discharge threshold to a dimensionless area to identify the extent of the river network. The authors highlighted the added-value of using 2D hydraulic simulation at the catchment scale for the identification of channel heads and the determination of the hydrodynamic behavior of the river network with many implications for the understanding of environmental processes.

The aim of this study is to investigate the potential of 2D hydraulic simulation to (i) identify hillslopes, valleys and river channels in a manner similar to the traditional *S-A* analysis, (ii) characterize river morphology, including channel width and hydraulic geometry, and (iii) identify floodplains and knickpoints. We replace classical topographic landform indicators by hydro-geomorphic indicators using the modelled hydraulic water surface enabled by the fine resolution LiDAR data. To this end, we apply the hydrodynamic component of the 2D morpho-hydrodynamic model Riverlab (formerly Eros; Crave & Davy, 2001; Davy & Lague, 2009) called Floodos (Davy et al., 2017) on the Elder Creek catchment located in California, USA. This catchment exhibits sufficiently wide river channels (up to 15 m) with alongside pronounced floodplains, has been surveyed by a topographic airborne LiDAR providing a 1 m resolution DEM, and is monitored by a USGS gauging station. Compared to a widely use model such as 2D LISFLOOD-FP (Bates et al., 2010; Coulthard et al., 2013), Floodos showed better time efficiency (Davy et al., 2017; Hocini et al., 2021). It can be directly applied on a DEM without pre-processing.

The paper is organized as follow. We first present the Floodos model, the Elder Creek catchment and the initial conditions of the hydraulic simulations. Next, we introduce three hydro-geomorphic indicators which are a normalized discharge per unit width called the specific drainage area, an effective flow width and the hydraulic slope. These hydro-geomorphic indicators are respectively compared with the classical drainage area, the water surface width defined by the model and the classical topographic slope. In another section, the Elder Creek catchment is first analysed through what we call the hydraulic slope-area diagram and compared with the classical *S-A* diagram in terms of identification of geomorphic domains. We also analyse the river network through the relationship between the effective flow width

and the drainage area. The sensitivity of these approaches to the DEM resolution is analysed and a multi-runoff analysis is performed to identify discharge-dependent geomorphic domains, in particular floodplains. Finally, we discuss and conclude on the added-value brought by each hydro-geomorphic indicators and their relationships to high resolution fluvial landscape analysis.

2. Methods

2.1. The precipiton model: a particle-based approach for solving 2D SWEs

Riverlab (formerly Eros) is a 2D morpho-hydrodynamic model based on a particle approach called precipiton (Davy et al., 2017). In this paper, only the hydrodynamic component of Riverlab called Floodos is used. We hereafter present a succinct description of the model but further details can be found in Davy et al. (2017). Precipitons are elementary water volume particles that mimic the path of water droplets on top of the topography and water surface. The model solves the shallow water equations (SWE) in the precipiton framework to calculate both river depth and discharge. It has been developed for the diffusive wave approximation, i.e. without inertial terms, and can be directly applied on a DEM. The downstream direction of the precipitons is stochastically set with a probability proportional to the directional discharge, i.e., the discharge calculated with the surface water slope in the considered direction. The water volume in each cell is increased at each precipiton passage by the precipiton volume and decreased between two passages according to the friction equation. The interplay between the water surface dynamics and the precipiton paths leads to a fairly efficient solution of the equilibrium stress equation where friction equilibrates with gravity. Proofs of the convergence of the method to the hydraulic solution are given in Davy et al., (2017). The method can be used in two ways. In unsteady mode, the volume of water in each precipiton evolves step by step to reach the water balance in each cell; in stationary mode, the precipiton keeps its initial volume all along the path and the mass balance is obtained when the surface tends to an equilibrium state. The second mode is the fastest; it allows for example a single precipiton to fill a lake in a hole of the topography whatever its size. The calculations performed in this study were done in stationary mode.

The key relationship for the shallow water equations in the diffusive wave approximation is the shear friction on topography, which is expressed as:

$$\tau_i = K(h)|u|u_i \quad (2.2)$$

where τ_i and u_i are the components of the shear stress and water velocity vectors, respectively, and h is the water depth. $K(h)$ is a function that is found to be slightly dependent on h in experiments (Manning, 1891) or modeled as a constant (Darcy-Weisbach). The velocity and water depth vary so that the shear stress exactly balances the gravity force $\rho g h s_i$, with ρg is the unit weight of water and s_i the hydraulic slope vector. This leads to the friction equation that gives the water velocity as a function of the hydraulic slope which, in the case of Manning's equation is written:

$$u_i = \frac{h^{2/3} s_i}{n \sqrt{|s|}} \quad (2.3)$$

Where n is the friction coefficient that varies between 0.025 and 0.05 for sediment beds (Arcement and Schneider, 1989).

The calculation requires to specify as inputs a map of friction coefficients and runoffs. The output variables are the maps of water level h and specific discharges $q = uh$. An important aspect of the precipitation method is the choice of the input precipitation volume $\overline{V^p}$ which sets the amplitude of the hydraulic surface fluctuations. If $\overline{V^p}$ is too large, the fluctuations can lead to bias in the hydraulic slope distribution that will affect both the calculation of discharges and the routing of precipitation leading to incorrect numerical solutions. Conversely, the calculation time is inversely proportional to $\overline{V^p}$, which implies that the user needs to select $\overline{V^p}$ large enough to have reasonable computation times but not too large so that the solution remains correct. Davy et al. (2017) proposed a stability criterion to avoid this effect defined as follow:

$$\frac{\overline{V^p}}{\Delta x \cdot \Delta y} \ll S_h \Delta x \quad (2.4)$$

This criterion requires to define a hydraulic slope S_h a priori, and will be discussed in section 2.3.

The elements presented in this section provide the basic components of the model and constitute the essence of our approach. Floodos has already demonstrated its ability to deal with HRDEMs resolving channel complexity, pits and dams (Davy et al., 2017; Hocini et al., 2021), supporting its potential to meet the purpose of this paper.

2.2. Study area

To illustrate the potential of 2D hydraulic simulation in landscape analysis using HRDEM, we calculate the flow characteristics on the 16.7 km² Elder Creek watershed located in northern California, USA. This watershed has several attributes that make it perfect for our analysis: (1) a topographic LiDAR DEM at 1 m resolution is freely available (Dietrich, 2014, last access: 2021-11-22), (2) it presents sufficiently wide channels (up to 15 m), (3) it is monitored by an USGS gauging station, and (4) it has been studied in previous field investigations (Fuller et al., 2009; Lovill et al., 2018; Scheingross et al., 2013; Seidl & Dietrich, 1992). This watershed is located in the Angelo Coast Range Reserve, and it experiences a Mediterranean climate. PRISM data from 1981 to 2010 indicate a mean annual precipitation and temperature of 2042 mm and 12.4 °C respectively (PRISM, 2010). The daily mean runoff rate, deduced from USGS gauge station discharge data from 1967 to 2019, spans from 10⁻³ mm/h to 10 mm/h (Figure S1 in Supporting Information).

Elder Creek is characterized by a bedrock dominated channel network along where channel incision (0.2-0.4 mm/yr; Fuller et al., 2009) during the Late Paleocene-Holocene period led to the formation of

pronounced strath terraces and steep hillslopes (Lovill et al., 2018; Seidl and Dietrich, 1992). The channel bed is composed of short patches of bare bedrock and long reaches of coarse gravel-, cobble-, and boulder-sized alluvium along the first 4 km upstream from the outlet. Upstream, boulders of several meters in diameter, small boulders and cobbles associated with cascades and pools become very common due to the occurrence of landslides and debris flows as described by Seidl & Dietrich (1992). These authors also noticed a pronounced knickpoint 7 m high located at 2.3 km (Kn1) from the outlet (Figure 2.3). We noticed another knickpoint about 20 m high (Kn2) in the upper 4 km.

2.3 Modelling approach and assumptions

The modelling approach here aims at routing surface flow on HRDEM while accounting for the filling of holes, and the spreading of water in rivers. We view the hydraulic simulation as an alternative approach to solve for a more appropriate flow routing on HRDEM than traditional methods that do not attempt to resolve a water surface. As such we do not aim at a strict hydrological modelling and only aim at using the topography without accessory data such as soil depth, groundwater table, vegetation cover, variable friction maps etc. Consequently, the modelling is voluntarily simplified and is based on a constant and uniform runoff rate assuming that runoff generation only results from the exceedance of infiltration capacity. Other runoff generation processes induced by groundwater flow or losses by evaporation or infiltration are not considered. Our base simulation considers a heavy runoff rate of $r = 10$ mm/h corresponding to high flow conditions for the Elder Creek catchment (Figure S1 in the Supporting Information). We also explore the sensitivity of the hydro-geomorphic indicators to the runoff rate exploring a range from 1 mm/h to 100 mm/h. The Manning's friction coefficient is assumed to be uniform over the catchment area, equal to $n = 0.03$. The model is applied in a stationary mode for which the precipitation volume remains constant along its path, as defined in Davy et al. (2017). We choose a precipitation volume of 10^{-3} m³ (or a precipitation height of 1 mm at 1 m of resolution) as (1) it respects the stability criterion (equation (2.4)) and (2) it allows the definition of hydraulic slope resolution down to 10^{-3} m/m, consistent with the range of topographic slopes computed on the DEM. The resulting water depth is at steady-state condition. An example of a simulation result is given in figure 2.3 showing the main difference between 1D flow routings and 2D modelling, accounting for hydrodynamics, where the channel network is no longer a single line.

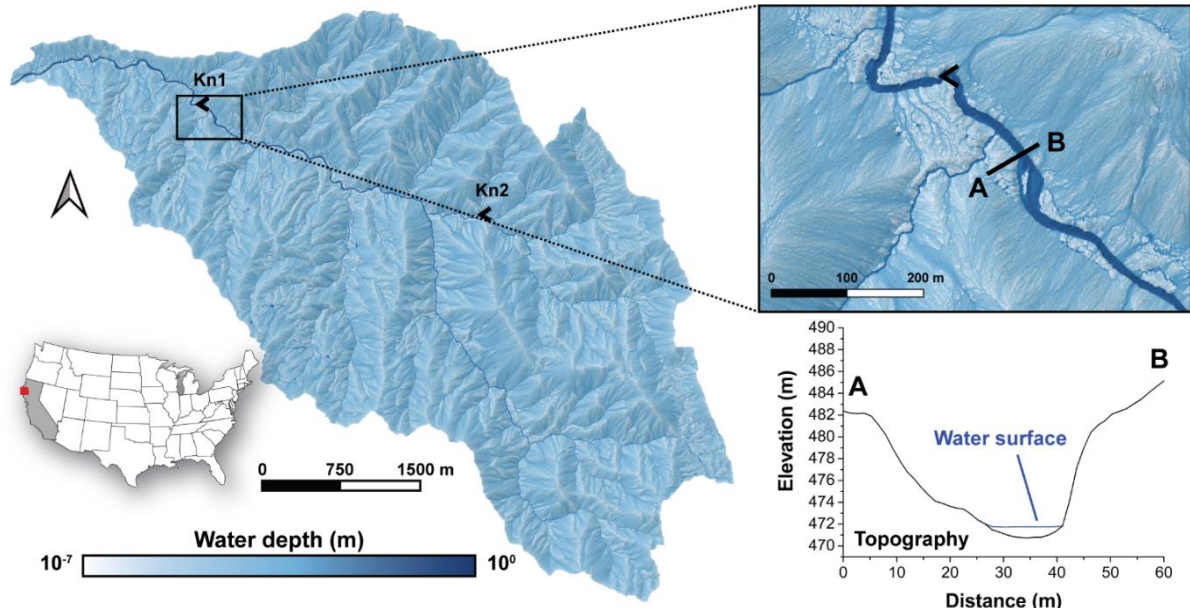


Figure 2.3. Simulated water depth resulting from the Riverlab model applied to the Elder Creek catchment located in California, USA. The water depth is superimposed on the LiDAR-DEM of the Elder Creek basin (Dietrich, 2014). Kn1 and Kn2 are two knickpoints. A cross-section of the river with the water surface is shown.

3. Results

3.1. New 2D hydro-geomorphic indicators

3.1.1. A hydraulically consistent drainage area accounting for flow width

To analyse the flow pattern for any given runoff rate, we introduce a new hydro-geomorphic indicator $a_s(r)$ defined for each pixel as the ratio between the specific discharge $q(r)$ computed by Floodos and the runoff rate r (m/s) set for the model simulation:

$$a_s(r) = \frac{q(r)}{r} \quad (2.5)$$

$a_s(r)$ has unit of length (m^2/m). Recall that when the flow is channelized over a width w :

$$q(r) = \frac{Q(r)}{w(r)} = \frac{r A}{w(r)} \quad (2.6)$$

where $Q(r)$ is the total discharge computed for the chosen runoff rate r . We use the notation $w(r)$, as flow width will tend to increase with r in channels. Combining equations (2.5) and (2.6) shows that:

$$a_s(r) = \frac{A}{w(r)} \quad (2.7)$$

Equation (2.7) and (2.5) shows that by analogy with the specific discharge, $a_s(r)$ can be defined as a specific drainage area, that is a drainage area per unit width (m^2/m). The specific drainage area defined here differs from the notion introduced by (Beven and Kirkby, 1979) that is limited to the hillslopes.

Here, the specific drainage area is extended to the entire catchment, hillslopes and rivers. In channels wider than one pixel, $a_s(r)$ will be smaller than A , and the difference will increase with channel width. When the flow width is smaller than the pixel size, or when the flow is not channelized as in overland flow, equation (2.7) can still be defined. In such case, $w(r)$ indicates variations between flow accumulation computed between a purely topographic algorithm and the hydraulic model computation. If the two flow patterns are similar, $w(r)$ should be of the order of 1.

To highlight the differences between a classical 1D flow routing algorithm and the 2D hydraulic modelling with the Floodos model, we compare the drainage area A calculated from a D^∞ flow routing (Tarboton, 1997) with the newly introduced variable $a_s(r)$ (Figure 2.4a). Drainage area and topographic slope are calculated using the TauDEM software (Tarboton, 2014). At first order, $a_s(r)$ is proportional to A ($a_s \sim A^{0.85}$ with a correlation coefficient = 0.63) highlighting that for the majority of the landscape, flow patterns computed by the D^∞ algorithm and the 2D hydraulic model are broadly similar. Yet, two important deviations occur from the identity line: first, for A roughly larger than 10^5 m^2 , $a_s(r)$ becomes systematically smaller than A ; second, for $A < 10^3 \text{ m}^2$, a large fraction of the DEM pixels have specific drainage areas several orders of magnitude larger than A . These deviations stem from the fundamental differences in computing A and $a_s(r)$ in channels larger than one pixel. As shown in Figure 2.4b, large specific drainage areas are computed on the entire width of the channel while high drainage area values are systematically concentrated on a single pixel along the channel profile, even when a D^∞ algorithm is used. Consequently, and as expected from equation (2.7), $a_s(r) < A$ along the D^∞ channel profile, while $a_s(r) \gg A$ on nearby channel pixels for which an extremely low drainage area is computed (Figure 2.4b). In essence, the 2D hydraulic model spreads out the local peak of drainage area over the entire flooded section of the channel, accurately resolving the true extent of the channel flow computed for the input runoff rate.

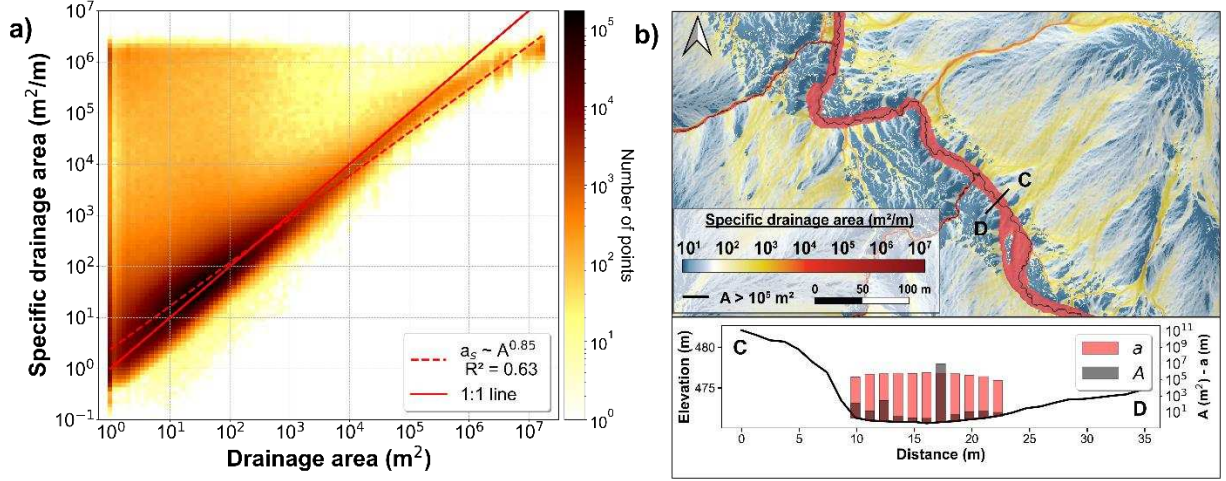


Figure 2.4. a) 2D histogram between the drainage area A calculated from a D_∞ flow algorithm and the specific drainage area a_s calculated from the Riverlab model for a runoff rate of 10 mm/h. b) Map of a_s and cross-section perpendicular to the river showing the two variables. Values in red corresponds to $a_s > 10^5 \text{ m}^2/\text{m}$. Note the logarithmic scale for $a_s(r)$ and A .

3.1.2. The effective flow width

As shown by equation (2.7), it is possible to calculate a proxy for the flow width from the specific drainage area a_s , computed by Floodos, and the drainage area A over the entire catchment area as follow:

$$w(r) = \frac{A}{a_s(r)} \quad (2.8)$$

Here, the drainage area is computed with a D8 flow routing algorithm (O’Callaghan and Mark, 1984) to ensure that the total area is concentrated in a single pixel along the flow path. In this particular case, the algorithm is not applied on the topography, but rather on the specific discharge map computed by Floodos at low flow conditions ($r = 1 \text{ mm/h}$) to (1) have a measure of $w(r)$ for which the local maximum of A is coincident with the local maximum of a_s and (2) to measure $w(r)$ at the same location for any input runoff rate. This approach provides a simple and straightforward way to estimate $w(r)$ without the need to look for local neighbors. As described in the previous section, $w(r)$ can be defined even though the flow is not channelized. However, in what follows we aim to illustrate the meaning of $w(r)$ only when the flow is channelized. To this end, we compare $w(r)$ to the wetted width of 35 channel cross-sections covering a range of drainage area from 8.10^4 m^2 to 2.10^7 m^2 and for which $w(r) \geq 3 \text{ m}$ to limit the uncertainties related to pixel size (Figure 2.5). The wetted width represents the simulated water surface extent measured manually along the cross-sections where the simulated water depth is at least 10 cm. For the ideal case of a purely rectangular channel with vertical banks, the flow width should equal the wetted width. Results show that $w(r)$ is close to the wetted width for channels with steep banks and narrower than about 5 m (Figure 2.5a. and 2.5b.1). However, $w(r)$ is systematically lower than the wetted width for larger channels. This occurs for two reasons. First, because $w(r)$ is measured from the

maximum of a_s (equation (2.8)), and second, because of the deviation from a simple rectangular geometry generating non-uniform distributions of a_s , with wide river channels having non-vertical banks and a concave up cross-section geometry (Figure 2.5b.2). Large deviations between $w(r)$ and the wetted width also occur for complex river bathymetry (e.g., multiple channels) and in flooded areas (Figure 2.5b.3). These results show that $w(r)$ corresponds to the channel section over which most of the flow occurs for a given runoff intensity r and thus represent an effective flow width, rather than the extent of the water surface.

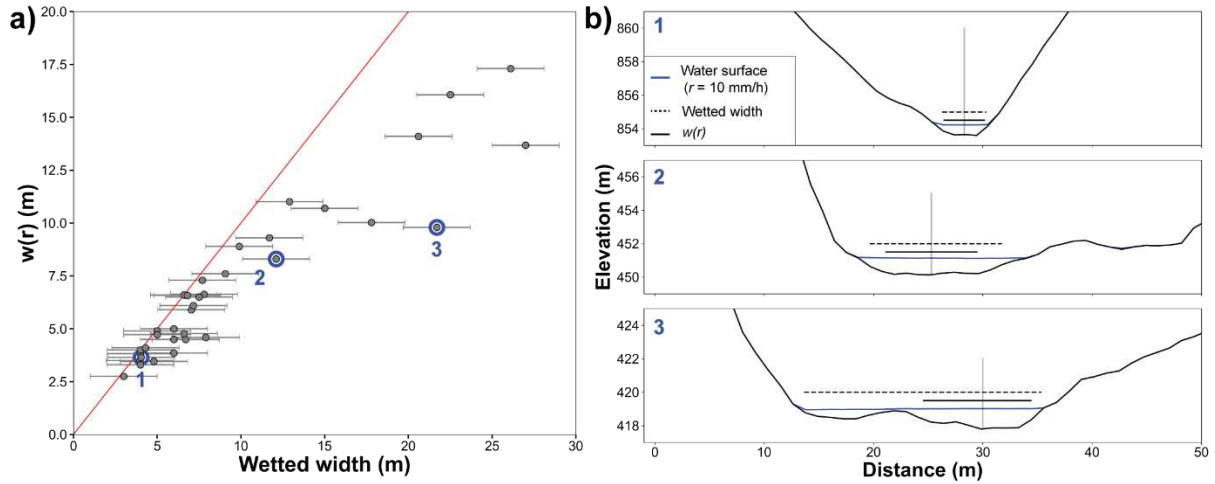


Figure 2.5. Effective flow width $w(r)$ vs wetted width measured for 35 cross sections along the channel network for $r = 10 \text{ mm/h}$. a) $w(r)$ vs wetted width. Wetted width is measured where water depth is higher than 10 cm. The measurement uncertainty of the wetted width is set to 2 m (1 pixel for each side of the channel). b) Three cross-sections showing different channel morphologies for which: (1) $w(r)$ equals the wetted width, (2) $w(r)$ is lower than the wetted width and (3) $w(r) \ll$ wetted width. The number associated to each section is shown in blue in a).

3.1.3. The hydraulic slope

The hydraulic slope S_h is calculated from the water surface along the flow direction. It can be calculated for all pixels and compared to the topographic slope S derived from a D_∞ calculation. Both the topographic and hydraulic slopes are here calculated following a pixel-by-pixel approach. At steady state and for a uniform flow and identical flow routing, S_h should be equal to S . However, local differences can occur due to the presence of topographic features such as pits, lakes, dams, boulders and knickpoints which induce non-uniform flow and change flow routing patterns. A comparison between the two variables on the Elder Creek watershed shows that a large fraction of pixels (81%) fall along the 1:1 line (Figure 2.6a). This indicates that both variables are equal for most of the catchment area, especially on steep slopes (Figure 2.6a and 2.6b). However, when $S < 0.6 \text{ m/m}$, a significant fraction of pixels diverges from the 1:1 trend. A majority of pixels have a hydraulic slope S_h lower than S ($\frac{S_h}{S} < 1$) in the river where the water depth is higher than the topographic roughness resulting in a smoother water

surface. This results in a hydraulic slope with a mean of 0.04 m/m nearly three times smaller than the mean topographic slope (0.11 m/m, Figure S2 in Supporting Information). Similarly, the standard deviation of the hydraulic slope in the river is 45 % smaller than the topographic slope (0.05 m/m vs 0.09 m/m) highlighting the smoothing effect on the water surface. As shown in Davy et al. (2017), the precipitation solution deals adequately with closed depressions of any size, either related to true features of the topography (ponds, lakes) or DEM errors (Figure 2.6b). Water fills and overtops the depression resulting in a nearly flat hydraulic surface where the slope equals the height of the precipitons (at 1 m resolution), corresponding in this simulation to a minimum resolving slope of $S_h = 10^{-3}$ m/m. A smaller fraction of pixels shows cases where S_h is higher than S ($\frac{S_h}{S} > 1$). These correspond to non-uniform flow conditions upstream of knickpoints (flow acceleration, Figure 2.6b) and immediately downstream (flow deceleration). Hence, while hydraulic and topographic slopes are similar on steep hillslopes, major differences occurs in low slope area corresponding to channels and floodplains, where the hydraulic model is much less influenced by small scale roughness that is known to severely affect local topographic slope measurement (Perron and Royden, 2013).

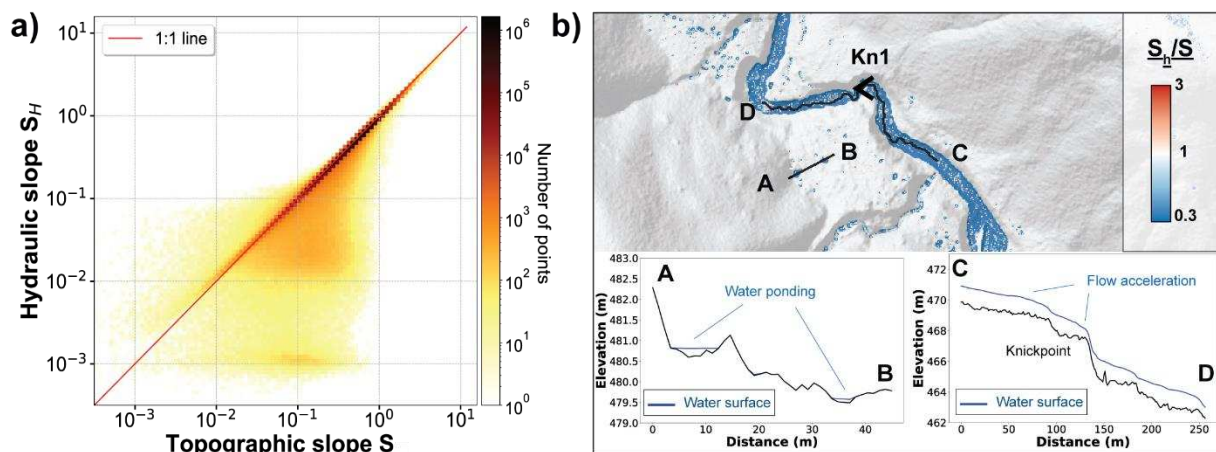


Figure 2.6. Comparison between the hydraulic slope S_h and the topographic slope S . a) 2D histogram of S_h vs S . The number of bins in x and y axis is 100. b) Subset of the Elder Creek catchment near knickpoint Kn1, showing the ratio between the two variables. Two cross sections show both situations where hydraulic slope is lower than topographic slope and vice versa.

3.2. A consistent slope-area diagram for landscape analysis with wide rivers

3.2.1 The hydraulic slope-area diagram

Figure 2.7a illustrates the 2D density plot of the slope-area (S - A) diagram of the Elder Creek catchment computed from the 1 m LiDAR DEM. In Figure 2.7b, we introduce what we call the hydraulic slope-area (S_h - a_s) diagram that relates the hydraulic slope S_h with the specific drainage area a_s . Built on the legacy of the S - A relationship, we aim to explore the ability of this diagram to identify geomorphic

process domains in comparison to the S - A diagram. To reduce the scatter of both plots, slopes are averaged according to a logarithmic binning of a_s or A .

The mean S - A relationship exhibits three different trends in a log-log space (Figure 2.7a). We identify the transition between each trend as a critical drainage area by analyzing the plot derivative ($\delta S/\delta A$; Vergari et al., 2019; Figure S3 in Supporting Information). Following the partitioning of Montgomery & Foufoula-Georgiou (1993), the S - A diagram can be divided in three domains defined between two different trends. In domain I, the mean S - A relationship has a positive gradient ($\delta S/\delta A > 0$). The transition toward domain II occurs for $A = 30 \text{ m}^2$ where the S - A scaling becomes negative ($\delta S/\delta A < 0$) following a power-law relationship of the form of equation (2.1) with an exponent $\theta = -0.09$. The domain III begins at $A = 2.10^4 \text{ m}^2$ until the maximum drainage area of 2.10^7 m^2 within which the S - A power law scaling relationship exhibits an exponent $\theta = -0.22$.

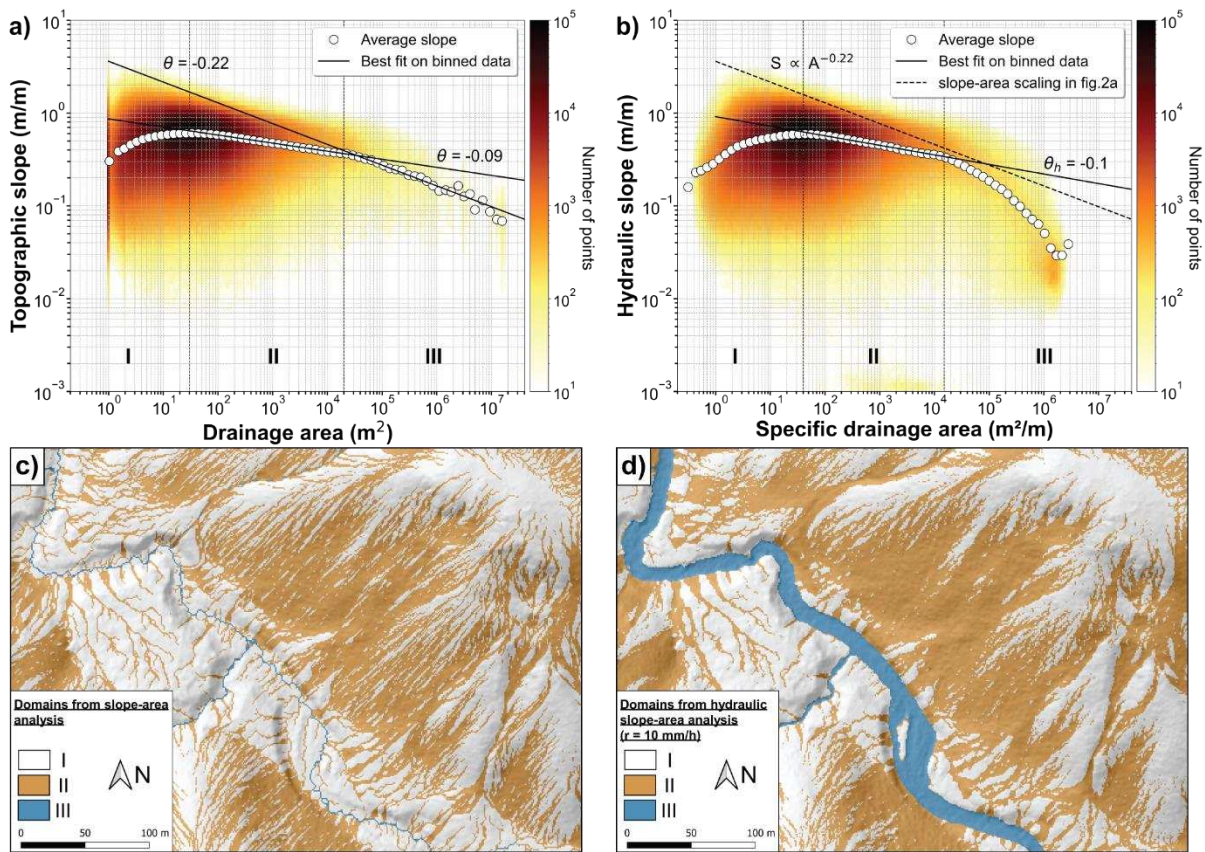


Figure 2.7. 2D density plot of a) the traditional slope-area relationship and b) the new hydraulic slope-area of the Elder Creek catchment. The hydraulic slope and specific drainage area are computed for $r = 10 \text{ mm/h}$. c) Geomorphic domains classified by the slope-area approach. d) Geomorphic domains classified by the hydraulic slope-area approach.

To the first order, the mean S_h - a_s relationship also exhibits three different trends defining three domains (Figure 2.7b). Similarly to the S - A diagram, the transition between each trend is defined as a critical specific drainage area using the plot derivative ($\delta S_h/\delta a_s$). In domain I and II, the mean S_h - a_s relationship

shows a similar trend than the mean S - A relationship. The transition between the two domains is at $a_s = 40$ m²/m slightly higher than the critical drainage area in the S - A diagram. The S_h - a_s scaling in domain II follows a negative power-law relationship of the form:

$$S_h = k_h \cdot a_s^{-\theta_h} \quad (2.9)$$

where k_h can be defined as the hydraulic steepness index and θ_h the hydraulic concavity index. The S_h - a_s scaling exponent is $\theta_h = -0.10$ and is nearly equal to θ in the S - A diagram. A patch of pixels characterized by low hydraulic slopes ($S_h < 10^{-2}$ m/m) is visible in domain II that is not present in the S - A diagram. These pixels correspond to very flat water surfaces (e.g. lakes, water pools etc.) where the slope is set by the precipitation height. The transition from domain II to III occurs around $a_s = 1.5 \cdot 10^4$ m²/m. However, in domain III, the mean S_h - a_s relationship shows a steeper gradient than the S - A relationship, leading to a sharper transition between domain II and III. The S_h - a_s trend does not exhibit a single power-law behavior. Rather, the S_h - a_s relationship trend slightly varies toward a steeper gradient around 10^5 m²/m. Above $a_s \sim 2 \cdot 10^6$ m²/m, the mean hydraulic slope slightly increases until the maximum value of $a_s = 4 \cdot 10^6$ m²/m is reached.

Figure 2.7c and 2.7d show domains I, II and III defined by the S - A and S_h - a_s approaches, respectively. Domain I and II correlate mostly with the presence of convex hillslopes and concave unchannelled valleys (Montgomery & Foufoula-Georgiou, 1993). The domain II defined by the S_h - a_s is spatially more continuous than the domain II defined by the S - A approach, owing to the spreading of the water surface. In both cases, the domain III is associated to the channel network. Yet, the extent and shape are very different. The number of pixels in the domain III defined by the S_h - a_s approach is nearly three times higher than with the S - A approach as shown in Figure 2.7b; and the distribution of a_s in this domain is much more continuous than the drainage area. Figure 2.7d shows that, as expected, the domain III identified by the S_h - a_s approach accurately captures the true extent of the channel. Figure 2.8a maps in the S - A diagram the location of pixels identified as the fluvial domain by the S_h - a_s approach (Figure 2.8b). These pixels incorrectly plot in the domain I or II in the S - A diagram (Figure 2.7c and 2.8a) and are thus wrongly considered as hillslopes and unchannelled valleys with traditional flow routing algorithms.

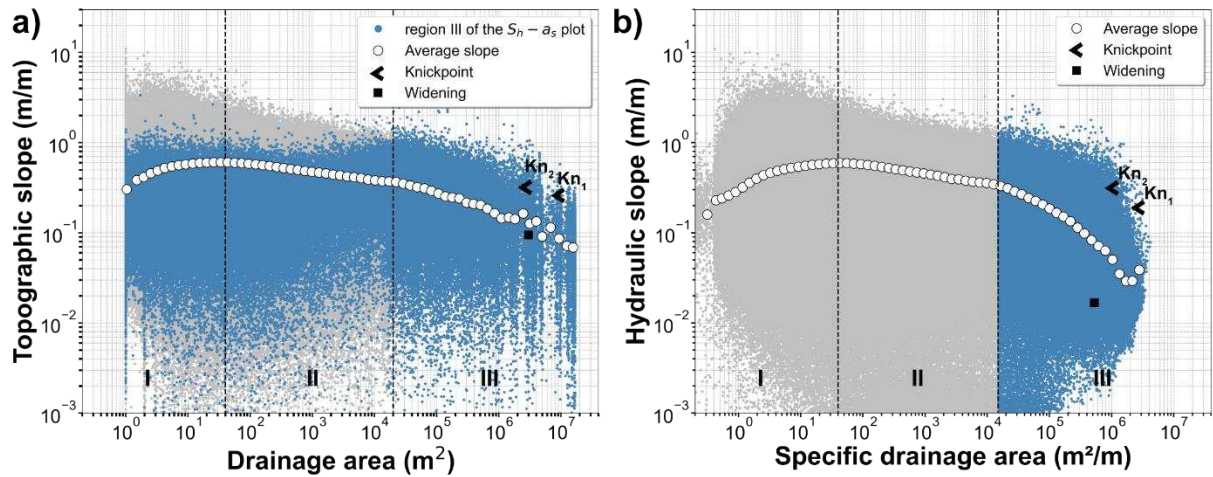


Figure 2.8. a) Slope-area and b) hydraulic slope-area diagrams with blue points representing pixels located in domain III of the hydraulic slope-area diagram (Figure 2.7b). Black arrows represent the average slope and specific drainage area or drainage area for the two knickpoints Kn1 and Kn2 (Figure 2.3). The black square represents a channel widening upstream of Kn2.

3.2.2 Sensitivity to the DEM resolution

We perform D^∞ topographic analysis and hydraulic simulations on 1, 2, 4 and 10 m DEM resolutions using a runoff rate of 10 mm/h. Figure 2.9 presents the mean $S-A$ and S_h-a_s relationships for the various pixel sizes. The pixel size has been increased from the 1 m DEM by considering the mean elevation of the neighbor pixels.

In the $S-A$ diagram, the three domains are visible for the 1, 2, 4 and 10 m DEMs (Figure 2.9a). However, the critical drainage area (A_c) between domain I and II strongly varies according to the grid cell size from 40 m² to 400 m² for 1 m and 10 m DEM resolution respectively. In domain III, the mean $S-A$ scaling relationship is insensitive to the pixel size except for 1 m for which the topographic slope is higher for $A > 10^6$ m².

Unlike the $S-A$ diagram, the critical specific drainage area defining the transition from domain I to II does not vary according to the pixel size in the S_h-a_s diagram (Figure 2.9b). It can also be observed that the mean S_h-a_s trend gradient in domain I decreases with the pixel size. While the transition from domain II to III is well defined for 1, 2 and 4 m DEM resolutions, it does not appear for the 10 m DEM. However, as observed in Figure 2.7 and 2.8, the inflexion point around $a_s = 2 \cdot 10^5$ m²/m is still visible. Apart from domain I, the S_h-a_s mean relationship described for pixel sizes of 1, 2 and 4 m is very similar.

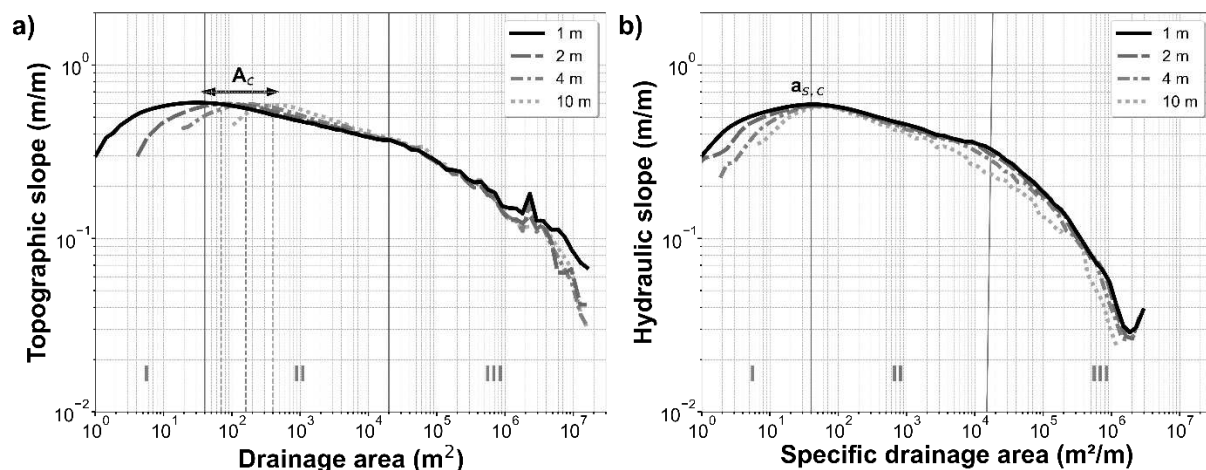


Figure 2.9. Effect of the pixel size on the mean a) S - A and b) S_h - a_s trends. Curved lines represent the average slope for the given a_s or A log interval. Vertical lines highlight the critical specific drainage area ($a_{s,c}$) or drainage area (A_c) between two domains according to the given grid cell size.

3.2.3. Multi-runoff analysis of the hydraulic slope-area diagram.

While there can only be one calculation of $D8$ or $D\infty$ based on topography, water depth can be predicted for various runoff intensities r . Both the hydraulic slope and the specific drainage area are expected to vary locally as a function of r leading to changes in the S_h - a_s diagram. Therefore, we adopt the notation S_h - $a_s(r)$ to specify the runoff rate for which the hydraulic slope-area diagram is produced. In what follows, we perform three simulations using different runoff rates representing low flow conditions (1 mm/h), high flow conditions (10 mm/h) and a flash flood event (100 mm/h). The specific drainage area is then calculated for each runoff rate. Each pixel thus supports a hydraulic slope and specific drainage area information for each input r which allows to analyse their variations by defining, for instance, ratios between two r .

The resulting S_h - $a_s(1,10,100)$ diagrams show that the variation in specific drainage area is up to five orders of magnitude between $r = 1$ mm/h and $r = 100$ mm/h (Figure 2.10a). Therefore, we focus our analysis on the ratio between $a_{s(100)}$ and $a_{s(1)}$ ($a_{s(100)}/a_{s(1)}$ ratio) that maximizes the variation of the specific drainage area to better illustrate the dependency of this hydro-geomorphic indicator to the runoff rate (Figure 2.10).

Figure 2.10a shows that the mean S_h - a_s trends of domain I and II are largely insensitive to the runoff rate. However, in domain III, the gradient of the mean S_h - a_s trend increases with r . A map of the $a_{s(100)}/a_{s(1)}$ ratio (Figure 2.10b) shows that this ratio is close to 1 in the vast majority of the landscape corresponding to domains I and II, explaining the stability of the mean S_h - a_s relationship. In these domains, flow patterns barely change with runoff, such that unit discharge varies in proportion of runoff and a_s is independent of r (equation (2.5)). On the contrary, overbank flow occurring as r increases (Figure 2.10c) significantly changes flow patterns and flow width in the vicinity of channels. The resulting pattern of the $a_{s(100)}/a_{s(1)}$ ratio is a decrease below unity in the deepest part of channels, and a

massive increase on floodplains inundated for $r = 100$ mm/h (Figure 2.10b and 2.10c). The decrease of a_s with r in the deepest part of channels is related to a more rapid increase of flow width with overbank flow than unit discharge (equation (2.7)). On the contrary, a_s increases extremely rapidly with r the moment an overbank pixel becomes flooded. In the S_h - a_s diagram, pixels located on floodplains thus plot in domain I or II at low runoff rate but plot in domain III when flooded (Figure 2.10a). This is illustrated by the white triangles in Figure 2.10a which represent the mean S_h and a_s for the floodplain section in Figure 2.10c. Here, the specific drainage area increases by five orders of magnitude while the hydraulic slope decreases by less than one order of magnitude. On the same figure, white square correspond to the mean S_h and a_s for $r = 1$ mm/h and $r = 100$ mm/h along the channel section (Figure 2.10c) and exhibit a 50% reduction of a_s and a two-fold increase of S_h with r .

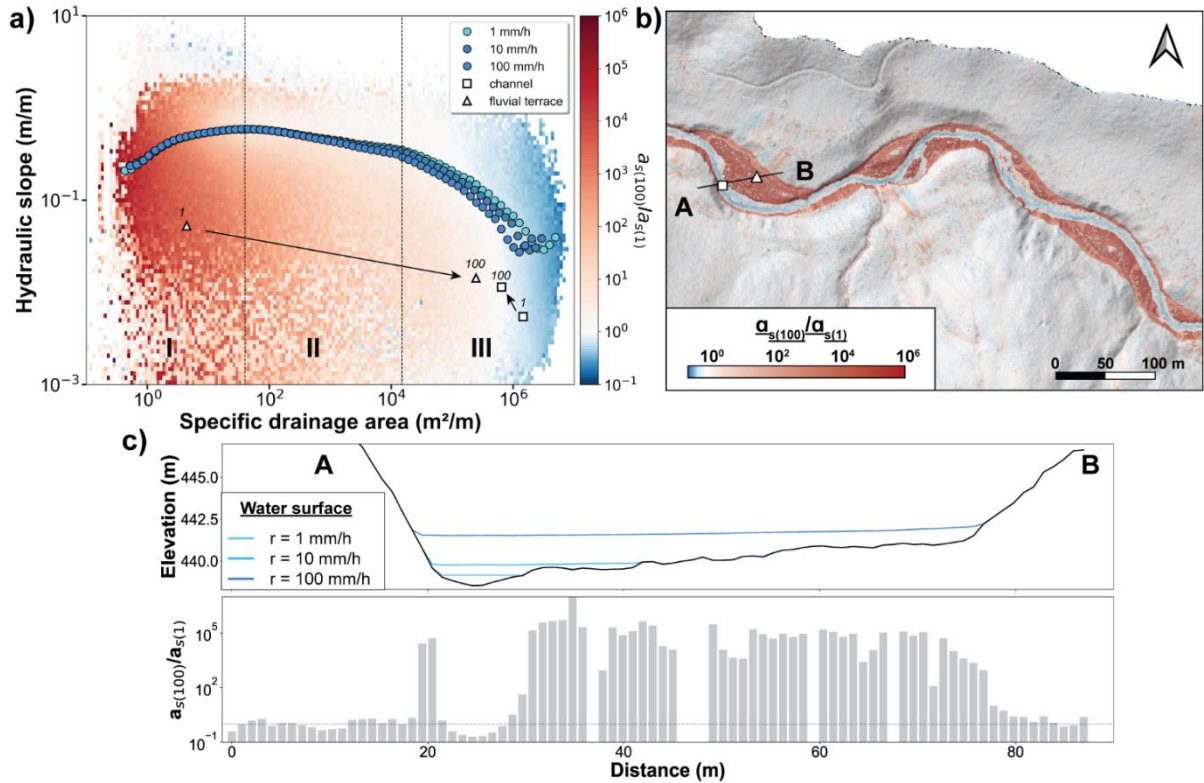


Figure 2.10. Multi-runoff analysis of the S_h - a_s diagram. a) 2D histogram of the hydraulic slope-area relationship for $r = 1$ mm/h. The color scale represents the ratio between the specific drainage at a runoff rate of 100 mm/h ($a_{s(100)}$) and 1 mm/h ($a_{s(1)}$) measured on the same pixel. White squares and triangles represents the mean a_s and S_h values of the channel and the floodplain, respectively, along the cross-section A-B (Figure 2.10b) for runoff rates of 1 mm/h and 100 mm/h. b) Map of the $a_{s(100)}/a_{s(1)}$ ratio. Location of this map in the Elder Creek catchment is shown in Figure 2.14. c) Cross-section of the A-B profile in b) showing the water surface for different runoff rates together with the $a_{s(100)}/a_{s(1)}$ ratio. The horizontal dashed-line is set to $a_{s(100)}/a_{s(1)} = 1$. Note the log-log scale for the $a_{s(100)}/a_{s(1)}$ ratio in the above figures.

3.3. Scaling of the effective flow width

3.3.1. Effective flow width vs drainage area

In bedrock rivers, channel width has been shown to scale with drainage area as:

$$W = k_w A^b \quad (2.10)$$

where k_w is the width index and b the width-area scaling exponent typically of the order of 0.35 ± 0.11 for channels smaller than 10 m, a size similar to the Elder Creek channels (Lague, 2014; Montgomery & Gran, 2001; Snyder et al., 2003; Yanites et al., 2010). Here, we calculate the effective flow width at $r = 10$ mm/h from $A > 10^4$ m² corresponding to the transition from domain II to III in the S - A diagram (Figure 2.7a). Figure 2.11 shows the relation between $w(r)$ and A , as there can only be one measurement of effective channel width for a given cross section. Figure 2.11 shows that above $3 \cdot 10^5$ m², $w(r)$

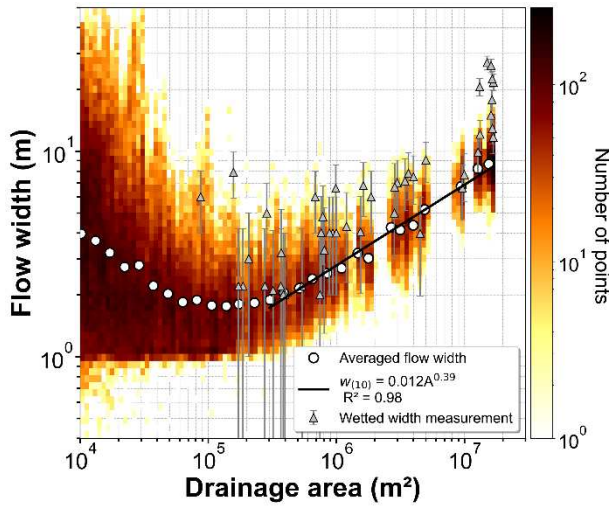


Figure 2.11 - 2D histogram of flow width vs. drainage area for a runoff rate $r = 10$ mm/h and the wetted width vs. drainage area. The drainage area A values were calculated with a D8 flow algorithm applied to the specific discharge map where $A \geq 10^4$ m². The best fit is estimated on binned data.

Because the effective width is a continuous measure, the power-law scaling also extend continuously down to $A \sim 3 \cdot 10^5$ m² and a mean effective width of 2 m. On the contrary, below $A < 10^6$ m², no clear power-law trend can be detected on wetted width values, a limit that may be related to the discretization effect occurring when measuring small flow width on a 1 m DEM.

For $A < 3 \cdot 10^5$ m², $w(r)$ exhibits a strong scatter with values ranging between 1 m and 40 m for a single drainage area that we interpret as a breakdown of our assumption of a channelized flow. We further explore this hypothesis by testing the sensitivity of the mean $w(r)$ - A relationship to the DEM resolution.

3.3.2. Sensitivity to the DEM resolution

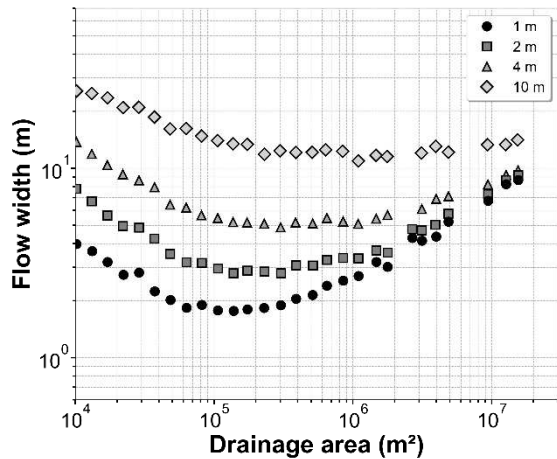


Figure 2.12 - Flow width vs drainage area in function of the DEM resolution for a runoff rate $r=10$ mm/h.

Figure 2.12 shows the mean $w(r)$ - A relationship for a pixel size of 1, 2, 4 and 10 m with $w(r)$ estimated with $r = 10$ mm/h. First, the results show that, for a given drainage area, $w(r)$ varies according to the pixel size. For instance, for $A = 10^5$ m², the mean $w(r)$ is equal to 2, 3, 5 and 14 m for a pixel size of 1, 2, 4 and 10 m, respectively. However, it can be observed that this pixel size effect decreases with the increasing of A where the mean $w(r)$ converges to 10 m at $A = 1.5 \times 10^7$ m² for all pixel sizes but 10 m. Comparison of the relationship between the 1 m and 2 m DEM shows that the relationships are similar down to an effective width of 4 m. Hence, the effective width measure appears to be robust to DEM resolution as long as it about twice the pixel size. Consequently, at 10 m pixel size, the river channel geometry, characterized by a maximum width of 15 m measured from the 1 m DEM, cannot be fully described and no power-law scaling is observed for $A > 2 \cdot 10^5$ m². We note that the area below which the mean channel width decreases with A is rather constant at $\sim 10^5$ for all DEM resolutions pointing to an effect related to flow patterns occurring at a scale larger than 10 m.

3.3.3. Multi-runoff analysis

The variation of the flow width at a given location for different runoff intensities is one element of the at-a-station hydraulic geometry (Leopold and Maddock, 1953). Given that $w(r)$ depends on r (equation (2.8)), we hereafter analyse the $w(r)$ - A relationship for runoff rates equal to 1, 10 and 100 mm/h (Figure 2.13).

Results show that the mean $w(r)$ - A trends are insensitive to the runoff rate for $10^4 \leq A < 10^5$ m². Above 10^5 m², the mean $w(r)$ increases with A , following a power law relationship of the form of equation (2.10) with the same exponent $b = 0.39$, but with a width index k_w increasing with r (Figure 2.13a, $k_w = 0.009$ for $r = 10$ mm/h to $k_w = 0.019$ for $r = 100$ mm/h). While the power law behavior can be observed from $A = 2 \cdot 10^5$ m² to $A = 3 \cdot 10^5$ m² for a runoff rate of 10 mm/h and 100 mm/h respectively, this behavior only occurs at $A = 10^6$ m² for $r = 1$ mm/h where the mean $w(r)$ is equal to twice the pixel size.

As explained in section 3.1.2., $w(r)$ can be defined for various runoff rates for a given pixel allowing the definition of $w(r)$ ratios between two different input runoff rates. Here we explore how this ratio could be an indicator of the alongstream change of hydraulic geometry using the two extreme runoffs 1 mm/h and 100 mm/h (Figure 2.13b). For $A < 10^5$ m², and as expected from Figure 2.13a, the $w_{(100)}/w_{(1)}$ ratio is close to 1. As for the $a_{s(100)}/a_{s(1)}$ ratio in domain I and II, this means that flow accumulation

patterns and the resulting $a_s(r)$ are similar whatever the runoff. For $10^5 \leq A < 10^6 \text{ m}^2$, the $w_{(100)}/w_{(1)}$ ratio increases up to a value of 2.5 that remains about constant for $A > 10^6 \text{ m}^2$. This tendency can be interpreted as a downstream variation in the channel hydraulic geometry starting from narrow confined channel with limited width variation with discharge, to more concave channels with more pronounced overbank flow with increasing runoff. But the increase in $w_{(100)}/w_{(1)}$ ratio could also be related to a DEM resolution effect for which effective widths smaller than 2 m are not properly resolved. Whatever the cause, for $A \geq 10^6 \text{ m}^2$, the mean constant $w_{(100)}/w_{(1)}$ ratio shows that the at-a-station channel geometry is independent of drainage area on average, although individual data points show a range between 1.5 and up to 6.

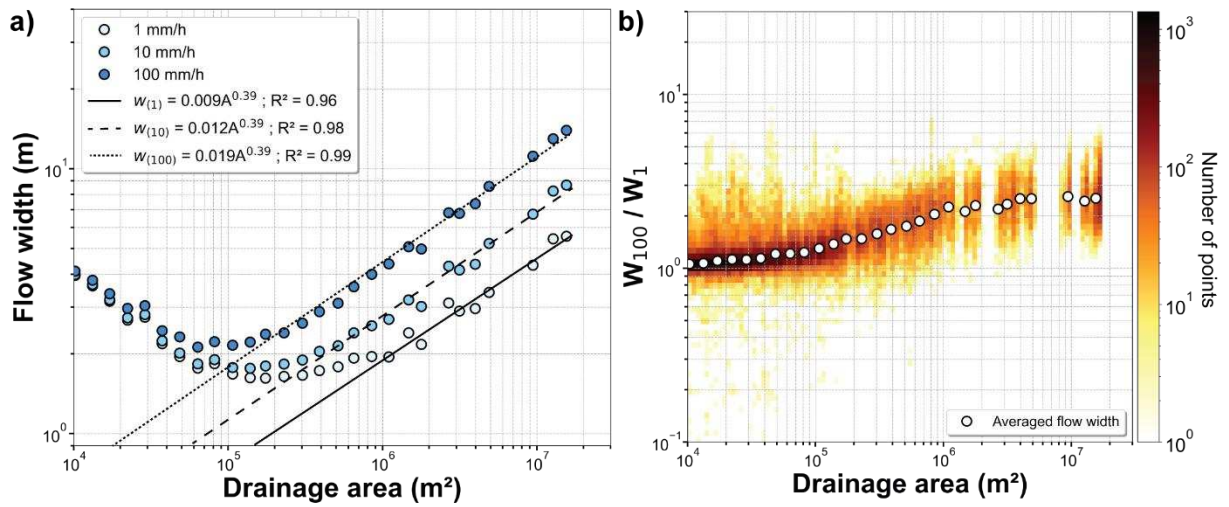


Figure 2.13. Multi-runoff analysis of the flow width vs drainage area relationship. a) $w(r)$ - A for runoff intensities of 1 mm/h, 10 mm/h and 100 mm/h. b) 2D histogram of the ratio between the flow width at 100 mm/h and 1 mm/h ($w_{(100)}/w_{(1)}$ ratio) vs drainage area.

4. Discussion

Given the objectives of this paper, the complexity of the 2D hydraulic simulation approach is voluntarily reduced to a uniform runoff rate and friction coefficient (Section 2.3). The main idea is to obtain a consistent flow routing able to fully capture the geometric complexity of geomorphic systems when they are described at fine scale as allowed by high resolution LiDAR data. Although in this paper we do not discuss the quality of the data we use, we are aware of some limitations related to the use of airborne lidar topographies related to the lack of actual bathymetric measurement in flooded areas (e.g., Lague & Feldmann, 2020).

4.1. A new set of 2D hydro-geomorphic indicators

The notion of specific drainage area has already been used in combination with the topographic slope as a wetness index to describe patterns of saturation (Beven & Kirkby, 1979; Quinn et al., 1991; Quinn et al., 1995), and as a stream power index to describe patterns of hillslope erosion (Moore and Burch, 1986; Moore and Wilson, 1992) or channel initiation (McNamara et al., 2006; Montgomery & Dietrich,

1992). It is generally calculated from equation (2.7) with A derived from a D8/D ∞ algorithm on topographic slope and w estimated from contour lines. The method has many drawbacks, as explained before in this present paper, which limit its application to hillslopes (Gallant and Hutchinson, 2011). The use of 2D SWEs modelling allows the direct integration of flow width in the calculation of the specific drainage area and allows its application to the river network. In comparison to the traditional drainage area A , the specific drainage area gives a better description of the entire flooded section of the channel (Figure 2.4b). However, a_s does not have the same hierarchical behavior than A . While A only increases downstream, a_s both increases downstream at the catchment scale and laterally along the channel section towards the center of the channel (i.e. where the flow is maximum).

Channel width is a crucial hydraulic variable as it is used in the calculation of the bed shear stress that controls the river's response to tectonic, climatic and lithological conditions (Baynes et al., 2018; Croissant et al., 2017; Lague, 2014; Whipple et al., 2013; Whipple, 2004; Wobus et al., 2006). It is essential to quantify unit discharge (Leopold and Maddock, 1953), sediment-transport capacity (Croissant et al., 2019; Davy et al., 2017), and bedrock incision rate (Lague, 2014; Whipple et al., 2013; Wobus et al., 2006; Yanites, 2018; Yanites et al., 2010). By considering both total drainage area and the specific area, we show that it is possible to calculate a proxy for the flow width $w(r)$ for a given runoff rate. $w(r)$ does not formally give the water extent, in contrast to previous method based on aerial or satellite imagery (Fisher et al., 2013; Güneralp et al., 2014; Pavelsky and Smith, 2008; Rowland et al., 2016; Schwenk et al., 2017), but it represents an effective width where most of the flow occurs for a given discharge. It also differs from previous DEM-based methodologies for which the channel width is measured from the elevation of the top or the toe of the channel banks following a statistical threshold approach from topographic features (Johansen et al., 2011; Passalacqua et al., 2012b; Sofia et al., 2015). Thanks to the ability of Floodos to represent any river morphology (i.e., straight, braided, meander or braided rivers) without having to define *a priori* the wet and dry zones (Davy et al., 2017), $w(r)$ can be calculated for any channel type and for various discharges in order to describe the at-a-station hydraulic geometry (Leopold and Maddock, 1953). It is also a continuous measure and as such is less prone to discretization effects related to grid resolution (Figure 2.12). Obviously, the DEM resolution must be sufficiently fine to obtain a relevant measurement of the flow width (see Figure 2.12). Even though further comparisons with field measurements are needed, we illustrate here the potential of using 2D hydraulic simulation to provide channel width estimations in a relatively simple and straightforward way. This provides new opportunities to systematically analyse downstream and at-a-station variations of the channel width in relation to climatic and tectonic perturbations in future studies.

We show that as the topographic slope is sensitive to the DEM roughness, this measure overestimates the channel slope. Nonetheless, the topographic slope measured from traditional flow algorithms affected by the DEM roughness may still differ from the reach slope relevant to flow dynamics (Perron & Royden, 2013 ; Figure 2.2). We show that this limitation can be overcome by measuring the hydraulic

slope resulting from the flow dynamic simulated by the 2D SWEs model. As the hydraulic slope is measured from the water surface, it is (1) less affected by the DEM roughness issue than the topographic slope if the water depth is larger than this roughness, and (2) relevant to any prediction related to flow including bedrock erosion or sediment transport.

4.2. Identification of hillslope-channel connexions using the hydraulic slope-area diagram

In this study, we highlight the limitations of using the S - A approach to identify geomorphic domains from HRDEM. We demonstrate that this representation is biased by the inability of the D_∞ flow routing algorithm to correctly capture flow accumulation patterns within river channels spanning several pixels wide. This leads to artificially low drainage areas in all pixels of a channel cross-section but one where drainage area concentrates. In the S - A diagram, a large area of the channel network thus plots in domain I and II and is incorrectly identified as hillslopes or unchanneled valleys, underestimating the extent of the channel network. In the Elder Creek catchment, using $r = 10$ mm/h, up to 2/3 of the channel network is missing with a D_∞ classification approach. In the same way, the extent of hillslopes and valleys is overestimated.

On the other hand, the structure of the S_h - a_s diagram is more consistent with the identification of the fluvial system since all flooded channel sections are characterized by a high specific drainage area and thus plot in domain III as expected. In addition, we show that the hillslope-to-valley transition is sensitive to the DEM resolution in the S - A plot but insensitive in the S_h - a_s diagram (Figure 2.9). The accurate identification of domain transitions is of primary importance in the determination of the characteristic length of hillslopes for hydrological models (Montgomery & Foufoula-Georgiou, 1993) and to understand what control the valley spacing in natural environments (Perron et al., 2008).

4.3. Characterization of the river morphology

4.3.1. The effective flow width vs drainage area

The ability to measure systematically the effective flow width $w(r)$ on the entire drainage network and its relation to the drainage area provides a new approach to extract synoptic measurements of channel width over the entire drainage network. In the Elder Creek catchment, we find that $w(r)$ varies on average with A as a power law with an exponent $b = 0.39$ consistent with values reported for bedrock rivers of similar size (Lague, 2014; Leopold & Maddock, 1953; Montgomery & Gran, 2001; Snyder et al., 2003; Whittaker et al., 2007; Yanites et al., 2010). This power-law scaling extends down to a range of area between $2 \cdot 10^5$ m² and 10^6 m², depending on the runoff rate, and where the mean effective width is equal to two pixels. We show that this area depends on the DEM resolution (Figure 2.12) such that we cannot decipher whether the departure from a power-law scaling indicates the emergence of channelization or is an effect of DEM resolution. Further analyses should be performed with finer DEM resolutions and ground truth checking to better understand the effective flow width versus drainage area relationship.

4.3.2. The multi-runoff approach

We demonstrate a potential approach to characterize the morphology of the fluvial system which consists in analysing the new hydro-geomorphic indicators, the S_h - a_s diagram and the $w(r)$ - A plot for multiple input runoff rates. The multi-runoff analysis shows that, in essence, the S_h - a_s and the $w(r)$ - A diagrams are representative of flow conditions, which depend on rainfall conditions. A comparison of flow at different rainfall rates is an avenue to identify the geomorphic domains sensitive to the discharge, and to reveal hydraulic geometric properties of the channel network. Figure 2.14 illustrates for instance a classification of the Elder Creek catchment that combines the domains detected by the S_h - a_s at $r = 10$ mm/h, enriched with multi-runoff features. On this map, floodplains are defined as parts of the landscape that are only flooded during large storm events and correspond to pixels with a ratio $a_{s(100)}/a_{s(1)}$ much larger than 1 (see Figure 2.14b, where points with $a_{s(100)}/a_{s(1)} > 10$ are colored in black). Figure 2.14b shows that this indicator identifies the floodplain upstream of the knickpoint Kn2 formed by past debris flow deposition (Lovill et al., 2018; Seidl and Dietrich, 1992), while the S - A typology would have classified it as hillslope (Figure 2.14c). The ratio $w_{(100)}/w_{(1)}$ can be used to evaluate channel hydraulic geometry and can thus be used to identify domains where the hydraulic section is constrained (e.g., gorges) vs domains where it varies with flow (e.g., floodplain areas). Following Figure 2.13b, we separate reaches of the channel network for which the mean $w_{(100)}/w_{(1)}$ is greater than 2 occurring at $A = 10^6$ m² (Figure 2.14 in blue), thus building tools to quantify fluvial confinement which is expected to play a significant role in long-term sediment transport and incision (e.g., Croissant et al., 2019). More generally, by building for each pixel a vector of S_h and a_s for various runoffs, one can envision much richer automatic approaches to detect geomorphic domains and improve landscape analysis. Such analyses are beyond the capacity of the S - A method.

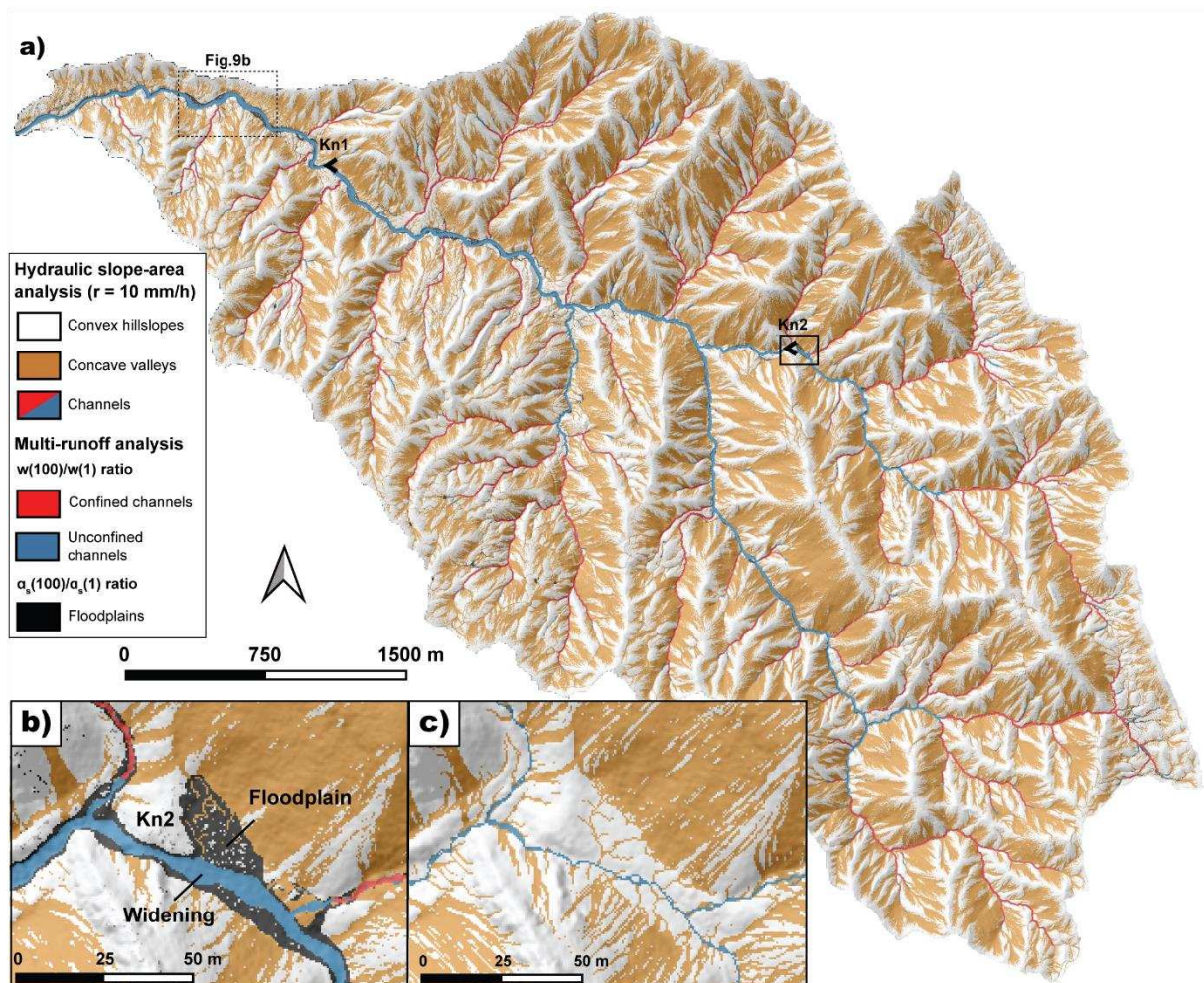


Figure 2.14. Map of the Elder Creek catchment showing geomorphic domains classified from the single runoff hydraulic slope-area ($r = 10 \text{ mm/h}$) and multi-runoff $w(r)$ and $a_s(r)$ analyses. a) Overview of the Elder Creek catchment map. An operation of dilatation has been applied to the channel domain to increase the river segment width by a factor of 2. This operation has not been applied in b) and c). Pixels in blue and red belongs to the channel domain. b) Focus on knickpoint Kn2 for which an upstream widening and floodplains are observed. c) Same area as b) classified from the slope-area analysis.

4.3.3. Potential of the hydraulic slope-area diagram for the identification of anomalous river geometry

As described earlier, a_s varies according to both the local channel geometry and the position in the channel network. Therefore, the mean tendency between S_h and a_s hides local variations due to changes in both the hydraulic slope and/or flow width along the channel network that cannot be described using the S - A diagram. For instance, in slope-area diagrams, vertical step knickpoints are only characterized by a significantly higher slope that are recognized as spikes in the average trend (Goldrick & Bishop, 2007; Haviv et al., 2010; Whipple et al., 2013). This behavior can be observed in the S - A plot of the Elder Creek catchment where knickpoints Kn1 and Kn2 are present (Figure 2.8b). However, knickpoints not only modify local slope : they are also characterized by a narrowing of the channel (Baynes et al.,

2018; Whittaker et al., 2007) and thus by an increase of a_s (equation (2.7)). Consequently, in the hydraulic slope-area diagram, knickpoints tend to be much more easily detected through deviations from the mean trend owing to two factors: (i) first the hydraulic slope is less affected by DEM noise, allowing local slope anomalies to better stand out, and (ii) knickpoints are characterized by a combination of larger S_h and a_s than the average trend, which tends to enhance the detection capability compared to just a variation of S . Conversely a widening of the channel has lower a_s and S_h than the average (Figure 2.15). For instance, the knickpoint Kn2 identified in Figure 2.14c is characterized by a channel narrowing and an upstream widening (Figure 2.8b). Both appear markedly apart from the mean $S_h - a_s$ trend and are more easily detectable than in the $S-A$ diagram (Figure 2.8a). Similarly, the deviation from the mean $S_h - a_s$ trend for the largest values of a_s corresponds to a log bin largely influenced by knickpoint Kn1 (Figure 2.7 and 2.8b) which exhibits a very pronounced narrowing and steepening. In the absence of a clear and unique power-law trend in the $S_h - a_s$ relationship for the channel domain, we did not attempt to define an equivalent “steepness index” (Snyder et al., 2000; Wobus et al., 2006) for the $S_h - a_s$ to produce steepness maps. However, a simple ratio of hydraulic slope to mean hydraulic slope for a given a_s bin provides a first order map of anomalies in the channel (Figure 2.15b) allowing detailed in channel features to be detected such as step-pool patterns. Compared to the $S-A$ diagram, the $S_h - a_s$ offers a greater sensitivity to detect transient channel geometries, and a richer way to describe channel patterns.

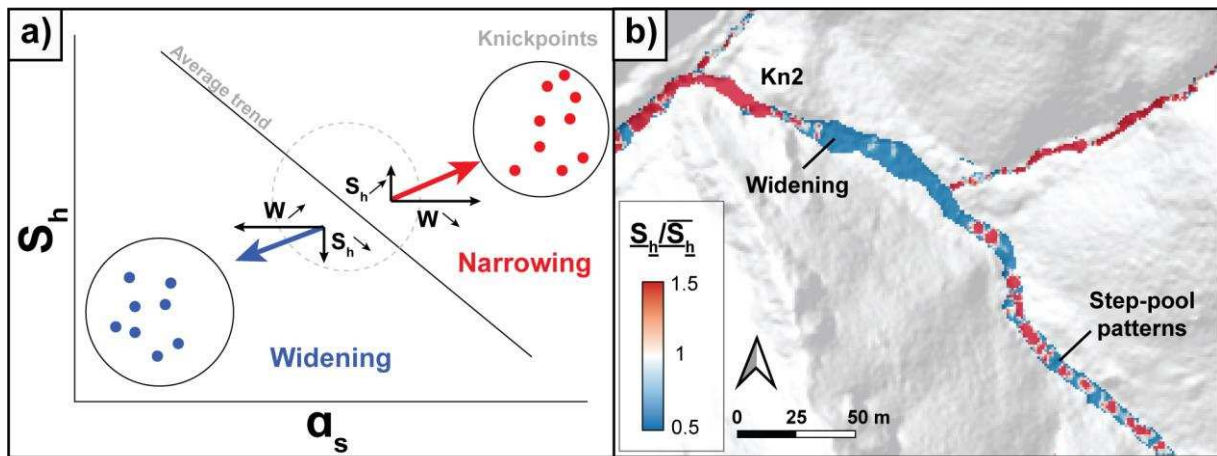


Figure 2.15. Potential detection of anomalous river geometry using the $S_h - a_s$ diagram. a) Sketch describing theoretical local variations of the specific drainage area and slope due to anomalous river geometry. b) Map of the hydraulic slope to mean hydraulic slope ratio (S_h/\bar{S}_h), defined for $r = 10$ mm/h, focusing on the knickpoint Kn2.

5. Conclusion

In this paper, we explored the added-value of 2D hydraulic simulations performed on high-resolution DEM to fluvial landscape analysis for which traditional flow routing algorithms fail to capture the fine structure of flow paths. We defined new indicators relying on the output parameters of the hydraulic simulations and used them to identify geomorphic domains. We applied the Floodos hydrodynamic

model to the Elder Creek catchment, California, for which the river channel width (up to 15 m) is wider than the available 1-m LiDAR DEM. The model is applied with a constant and uniform runoff rate (r) assuming that runoff generation only results from the exceedance of infiltration capacity taken constant over the whole catchment. The main findings are the followings:

- 1) Hydro-geomorphic indicators consistent with a realistic flow pattern can be defined from the 2D hydraulic model. Among them, we define a normalized discharge per unit width equivalent to a specific drainage area (a_s). Conversely to the classical drainage area, the specific drainage area directly integrates the 2D river structure geometry simulated by the model and thus varies downstream and according to transversal variations in the channel geometry. We propose an effective flow width parameter easily calculated from the ratio between the drainage area and the specific drainage area. This metric measures the width over which most of the flow occurs for a given runoff rate, and differs from the water surface extent. We also highlight the benefit of using the hydraulic slope (S_h) which is less affected by the DEM roughness than the topographic slope, more relevant to flow dynamics and can identify areas of non-uniform flow conditions (i.e. flow acceleration and deceleration).
- 2) Fluvial landscapes can be analysed through relationships between the hydraulic slope and the specific drainage area (called the hydraulic slope-area (S_h - a_s) diagram) and the flow width with drainage area (the $w(r)$ - A diagram). We demonstrate that the structure of the S_h - a_s diagram allows a better differentiation between hillslopes, unchannelled valleys and the channel network, with a reduced sensitivity to the DEM resolution than the S - A approach. It accurately captures the full extent of the channel network and the hillslope-channel connexions. The $w(r)$ - A scaling relationship shows a power-law behavior with an exponent consistent with previous observations.
- 3) The ability to analyse the variations of the hydro-geomorphic indicators and the scaling relationships according to different runoff rates allows a richer description of the landscape organization. For instance, we used the $a_{s(100)}/a_{s(1)}$ ratio defined as the ratio between the specific drainage area computed for $r = 100$ mm/h and $r = 1$ mm/h, respectively, to highlight discharge-dependent domains such as floodplains. In the same way, we use the $w_{(100)}/w_{(1)}$ characterizing at-a-station hydraulic geometry to identify confined and unconfined reaches along the channel network. Even though further development is needed, we show the potential of the multi-runoff approach in the characterization of the fluvial system.

This study provides additional arguments in favor of the use of 2D hydraulic simulation in combination with HRDEM to obtain a richer description of the landscape organization and channel geometry than traditional approaches. Application to other basins with different sizes and tectono-climatic conditions are however needed to better define the ability of the present hydro-geomorphic indicators to identify

important transitions between geomorphic processes, define universal behaviors and detect anomalies in landscape organization.

Acknowledgments

We wish to thank Philippe Steer and Edwin Baynes for their remarks and advices that helped improving this paper. This research has been supported by the Nantes-Rennes Topo-bathymetric LiDAR Platform of University Rennes1, and by the Brittany regional council (Project LIDAREAU, grant no. 2020-701). This research is also part of the PICS research project (<https://pics.ifsttar.fr>, last access: 28 May 2021) and has been supported by the Agence Nationale de la Recherche (grant no. ANR-17-CE03-0011 and ANR eLabo ANR-17-LCV2-0012). Data supporting the results and the parameters used to perform the simulations are available in a FAIR data repository at (Bernard, 2021): <https://doi.org/10.5281/zenodo.5721152>. The Floodos code (executable) can be accessed at <https://osur.univ-rennes1.fr/eros/>. The source code can be obtained by making an inquiry to Philippe Davy (philippe.davy@univ-rennes1.fr).

2.4 Informations complémentaires à l'article

Supporting Information for

Consistent hydro-geomorphic indicators for high resolution topographic analysis

Thomas G. Bernard, Philippe Davy, Dimitri Lague

Univ. Rennes, CNRS, Géosciences Rennes – UMR 6118, 35000 Rennes, France

Introduction

The supporting information includes additional information of the methodology used to define thresholds in the slope-area and hydraulic slope-area diagrams, the probability density function of the mean daily runoff rates estimated from the USGS gauging station of the Elder Creek catchment, and additional pertinent figures.

Text S1. Determination of thresholds in S_h-a_s and S-A diagrams.

In this section, we present the method used to identified the thresholds between the different domains I to III for both S_h-a_s and S-A plots. The determination of these thresholds is based on the methodology presented by (Vergari et al., 2019b) for the S-A relationship. It consists in exploring the pattern of the derivative ($\delta S/\delta A$). Since the hillslope-valley transition (domain I to II) is known as a transition from a general increase of S with A to a general decrease of S with A (Montgomery and Foufoula-Georgiou, 1993), it will correspond to a transition from positive to negative value of the plot derivative (Fig. S2, (Tarboton, 1997)). A domain with a weak decrease of S with A as we typically observe in unchannelled valleys corresponds to slightly negative value of $\delta S/\delta A$. The transition from domain II to III is defined

as a transition to a stronger negative trend (stronger negative values of $\delta S/\delta A$) indicating the beginning of a domain dominated by fluvial sediment transport processes. This methodology is applied to the hydraulic slope-area relationship as well.



Figure S2.16. Probability density function of the mean daily runoff rate calculated from USGS discharge data from 1967 to 2019 at the gaging station of Elder Creek. The name of the site is USGS 11475560 Elder C NR Branscomb CA.

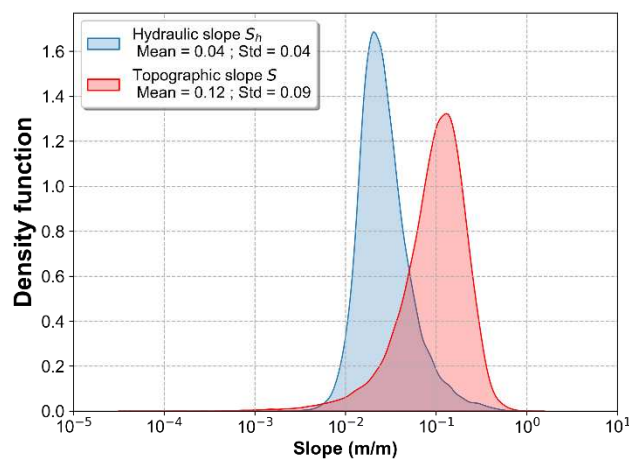


Figure S2.17. Kernel density estimation of both hydraulic (S_h) and topographic slopes (S) located in the river where $a_s > 10^6$ m²/m.

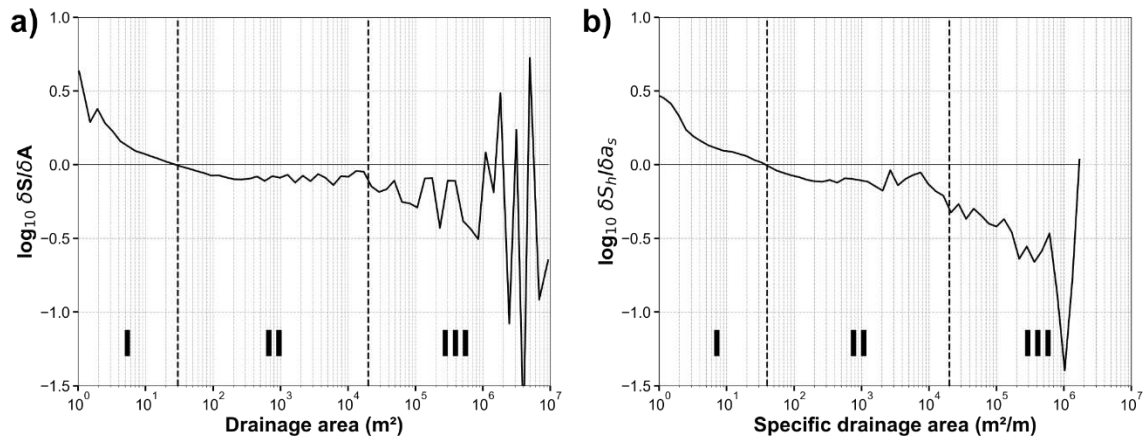


Figure S2.18. S_h - a_s and S - A derivatives with identification of threshold values separating the domains I to III.

Chapitre 3 :

Détection semi-automatique et analyses géométriques
des glissements de terrain à partir de LiDAR aéroporté
répété

3 Détection semi-automatique et analyses géométriques des glissements de terrain à partir de LiDAR aéroporté répété

L'objectif du travail présenté dans ce chapitre, réalisé sous la direction de Dimitri Lague et Philippe Steer, est d'exploiter la richesse d'information fournie par les données LiDAR pour la détection et la quantification précise des glissements de terrain. Notre approche se base sur l'exploitation de nuages de points 3D issus d'acquisitions LiDAR aéroportées à différentes époques afin (i) d'obtenir un inventaire robuste des glissements de terrain prenant pleinement en compte les incertitudes et erreurs associées aux données LiDAR, (ii) d'estimer le volume de chaque glissement et (iii) d'analyser leurs propriétés géométriques directement à partir des changements topographiques qu'ils induisent. Ce travail a été publié dans la revue *Earth Surface Dynamics* (Esurf) le 26 août 2021.

3.1 La région de Kaikoura en Nouvelle-Zélande et présentation du site d'étude

3.1.1 Contexte tectonique global de la région de Kaikoura, Nouvelle-Zélande

La région de Kaikoura se situe dans la partie nord de l'île du sud de la Nouvelle-Zélande (Figure 3.1). Cette région constitue la terminaison nord de la chaîne de montagne active des Alpes du sud résultant de la convergence oblique des plaques tectoniques Pacifique et Australienne (Wellman, 1979). Ces plaques convergent à un taux d'environ 41 mm/an rendant la région très active tectoniquement (Anderson and Webb, 1994). L'accommodation de la déformation engendrée par la convergence des plaques a menée au développement d'un réseau de failles obliques dextres constituant le réseau de faille de Malborough (Barnes et al., 1998). Ce réseau est constitué de quatre failles majeurs représentées du nord au sud par : la faille Wairau, la faille d'Awatere, la faille Clarence et la faille Hope. Ces failles présentent des taux de glissement relativement important de l'ordre de 3 à 6 mm/an pour les failles Wairau, Awatere et Clarence (Mason et al., 2006; Nicol and Van Dissen, 2002; Pettinga et al., 2001) et d'environ 20 à 25 mm/an pour la faille Hope (Van Dissen and Yeats, 1991; Langridge et al., 2003). Le contexte tectonique de la région en fait une zone d'étude très intéressante car les processus d'érosion et de transport sur les versants et les rivières y sont très actifs à l'échelle d'une vie humaine. La médiane des précipitations annuelles totales de la région de Kaikoura est de 721 mm dont 32% tombent durant l'hiver (Macara, 2016).

3.1.2 Le séisme de Kaikoura et génération de glissements de terrain co-sismiques

Le 14 novembre 2016, un séisme de magnitude 7.8 eu lieu dans la région de Kaikoura (Figure 3.1). L'épicentre du séisme a été localisé à 4 km du village de Waiiau à une profondeur de 14.1 km (Kaiser et al., 2017). La rupture s'est ensuite propagée vers le nord sur près de 170 km incluant la rupture de 12 failles majeures (Hamling et al., 2017). Les données GPS et satellites radar ont montré des déplacements maxima horizontaux et verticaux de 6 à 8 m au niveau du bloc de Papatea provoqués par le séisme et

ses répliques (Figure 4.B, (Hamling et al., 2017)). Le segment Conway de la faille Hope a connu le moins de déplacement avec une moyenne de 3 m (Xu et al., 2018).

Le séisme de Kaikoura est à l'origine de près de 30 000 glissements de terrain sur une superficie d'environ 7000 km² (Figure 3.1 ; (Massey et al., 2020)). Une grande majorité de ces glissements de terrain ont eu lieu au niveau de la terminaison nord de la faille Hope à quelques kilomètres au sud du bloc de Papatea dont la densité de glissement peut atteindre plus de 100 glissements/km². D'autres zones de concentrations de glissements co-sismiques peuvent être observées au nord du bloc de Papatea et au sud le long du segment Conway de la Hope Fault (Figure 3.1). Cet évènement a notamment provoqué plus de 200 barrages de rivières créant des lacs de rétention en amont (Dellow et al., 2017). Le glissement de terrain le plus volumineux enregistré est d'environ 20 ± 2 Mm³ dont les débris ont été transportés sur près de 2.7 km avant de terminer dans la rivière Hapuku formant un barrage.

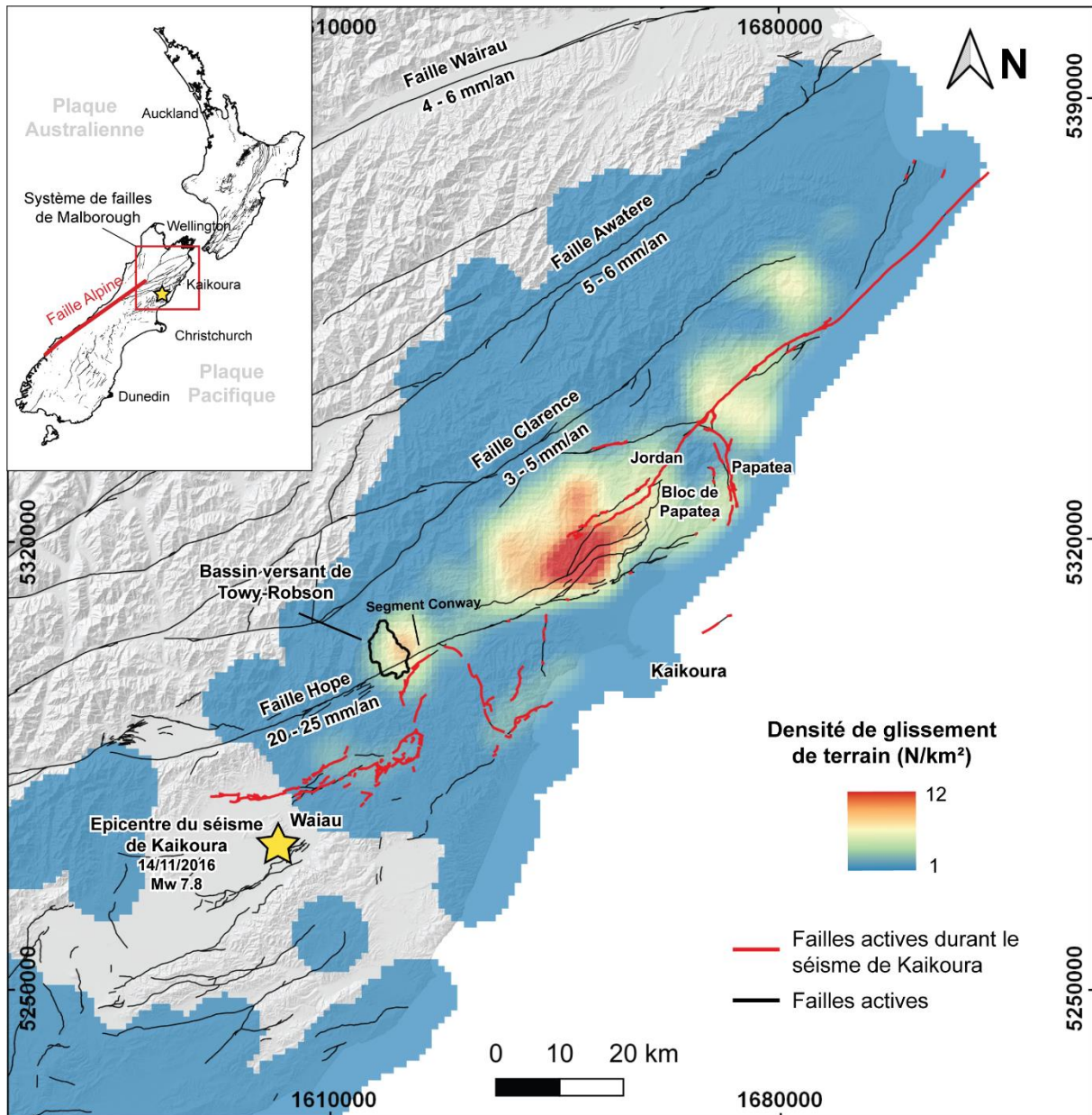


Figure 3.1 – Carte de la région de Kaikoura montrant les caractéristiques du séisme de novembre 2016 et la densité de glissements de terrain co-sismiques induit. La densité de glissements de terrain a été estimée à partir de l’inventaire fourni par Massey et al., (2020) et calculée pour une grille de résolution de 1 km² en utilisant un rayon de recherche de 6 km aux alentours de chaque point. La topographie est illustrée à partir de l’ombrage d’un MNT à 8 m de résolution de 2012 (Geographx, 2014, dernier accès: 08-12-2021) recouvrant l’intégralité de la Nouvelle-Zélande. L’extension des failles actives a été récupérée à partir de la base de données des failles active de Nouvelle-Zélande (Langridge et al., 2016)

3.1.3 Site d’étude et données disponibles

Le site d’étude sélectionné est le bassin versant des rivières Towy et Robson situé le long du segment Conway de la faille Hope. Ce bassin versant, d’une superficie de 34 km², a été choisi car il présente des

caractéristiques intéressantes pour l'étude post-sismique des paysages et est en adéquation avec les objectifs de ce chapitre.

Premièrement, celui-ci présente une densité relativement forte de glissements de terrain co-sismiques induit par le séisme de novembre 2016 d'environ 20 glissements/km² (Figure 3.1 ; (Massey et al., 2020)) dont certains dépôts ont terminé dans le réseau hydrographique. Deuxièmement, la région présente une variété de couverture végétale avec des zones de forêts, de prairies ainsi que des zones de roches affleurantes caractérisées par l'occurrence de mouvements gravitaires passés. Enfin, le bassin de Towy-Robson a été survolé par LiDAR aéroporté à quatre reprises entre 2010 et 2019. Deux vols ont été effectués avant le séisme de Kaikoura en novembre 2010 et mars 2014, un immédiatement après le séisme fin décembre 2016 - début janvier 2017 et un dernier deux ans après en septembre 2019 (Table 3.1). Le taux de recouvrement du bassin versant varie selon les acquisitions allant de 20% pour les données de 2010 à 70% pour les données de 2019. Les acquisitions couvrent majoritairement la partie sud du bassin versant, où se trouve l'exutoire, pour laquelle les quatre acquisitions se recouvrent le long de la faille Hope. La précision verticale moyenne des données s'étend de 0.04 m pour les données de 2017 à 0.068 pour les données de 2014. La densité de point moyenne de la classe sol varie de 1.95 ± 2.1 pts/m² pour les données de 2010 à 11.5 ± 6.8 m² pour les données de 2019.

Table 3.1 – Informations sur les données LiDAR recouvrant le bassin de Towy-Robson. La valeur du nombre de point et de la superficie est donnée pour l'étendue des données sur le bassin de Towy-Robson uniquement.

	Données LiDAR pré-séisme		Données LiDAR post-séisme	
Nom	LIDAR 2010	LiDAR 2014	LiDAR 2017	LIDAR 2019
Date d'acquisition	25-11-2010	13-03-2014 / 20-03-2014	3-12-2016 / 6-01-2017	18-09-2019
Mandaté par/fourni par	Isabelle Manighetti (ISTerre)/NZ Aerial Mapping	USC-UCLA-GNS science/NCALM	Land Information New Zealand/AAM NZ	/
Disponibilité	https://doi.org/10.5069/G93J3B2J (derniers accès : 17-12-2022)	https://doi.org/10.5069/G9G44N75	Sur demande à https://canterburymaps.govt.nz/about/feedback/	/
Système de coordonnées hor/vert	NZTM2000 (EPSG:2193)/NZVD2009	UTM zone 59S (EPSG:32759)/NZVD2009 (EPSG:3884)	NZTM2000 (EPSG:2193)/NZVD2016	NZTM2000 (EPSG:2193)/NZVD2016
Nombre de point de la classe sol	13 789 607	10 660 089	63 729 096	148, 919, 721
Densité de point moyenne de la classe sol (pts/m²)	1.9 ± 2.1	3.8 ± 2.1	11.5 ± 6.8	7.7 ± 6.8
Précision verticale	0.05	0.068 – 0.165	0.04	/

(m, $\pm 1 \sigma$)

Superficie (km²) 6.7 (20%) 8.9 (26%) 13.4 (39%) 23.7 (70%)

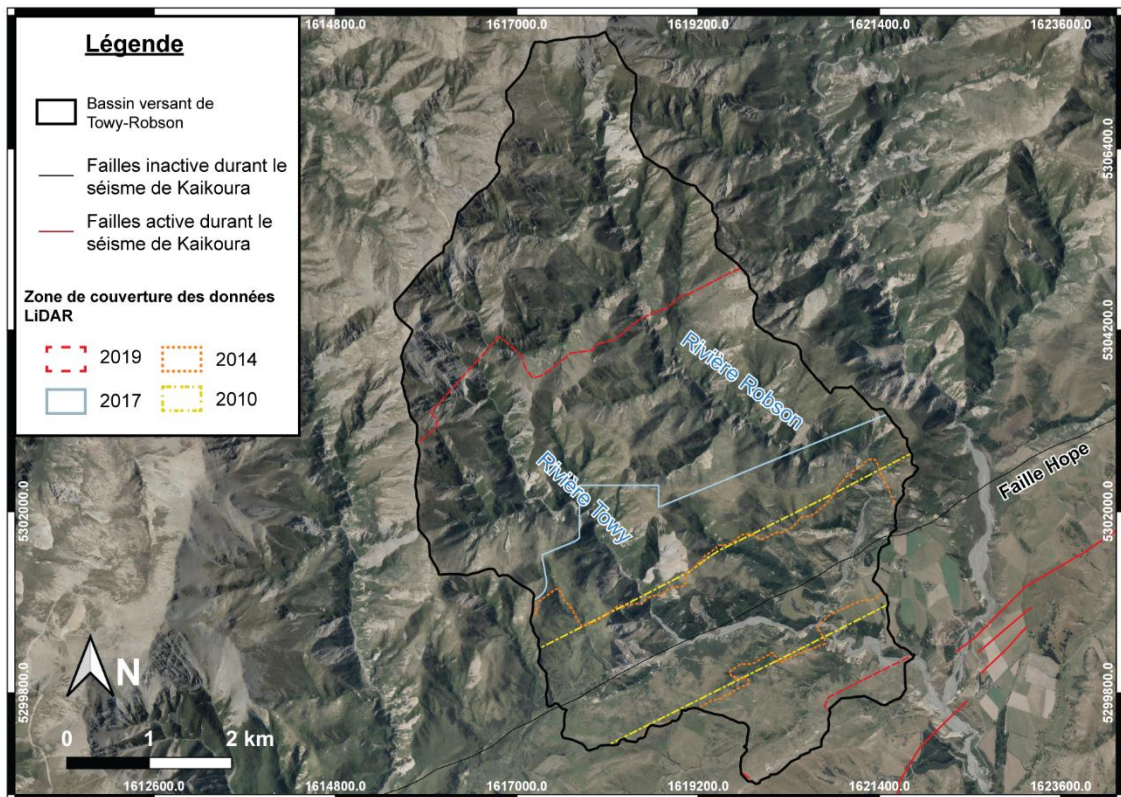


Figure 3.2 – Carte du bassin versant de Towy-Robson montrant l’extension des données LiDAR disponibles. Les caractéristiques des données LiDAR sont présentées en Table 3.1. Les images aériennes de la carte ont été acquises entre 2015 et 2019 (Canterbury, 2019).

3.2 Résumé de l’étude

Comme souligné dans la section 1.2, dans les régions montagneuses, les évènements climatiques et sismiques extrêmes peuvent induire d’importants changements topographiques à travers la génération de dizaines de milliers de glissements de terrain. La cartographie rapide, robuste et exhaustive de ces glissements est essentielle afin d’en déduire des informations sur leurs propriétés statistiques comme la distribution aire-fréquence et l’estimation du volume total de sédiments générés par les glissements de terrain (section 1.2). Ces informations sont cruciales pour comprendre le rôle des évènements extrêmes sur l’évolution des paysages et gérer efficacement les risques naturels associés (Croissant et al., 2017a; Guzzetti et al., 2012; Hovius et al., 1997; Marc et al., 2016a, 2019; Parker et al., 2011).

Actuellement, la cartographie des glissements de terrain est essentiellement réalisée à partir d’images aériennes ou satellites 2D de façon manuelle ou automatique pour laquelle la détection se base sur un changement de couleur, de texture ou d’informations spectrales induites par les glissements. Leur volume total est ensuite estimé dans un second temps, et de façon indirecte, à partir d’une relation en loi

puissance entre le volume et l'aire des glissements sous la forme décrite par l'équation (3.1). Cependant, cette approche présente trois sources principales d'erreurs et d'incertitudes affectant l'estimation correcte du volume des glissements de terrain et la distribution de leurs aires que sont : (i) l'incertitude sur les valeurs des paramètres de la relation volume-aire ainsi que (ii) l'amalgamation et (iii) la sous-détection des glissements de terrain.

Dans cette étude, nous avons pour objectif d'adresser ces trois sources d'incertitudes afin de permettre la création d'inventaire de glissements de terrain robuste et le plus exhaustif possible et de réduire les biais inhérents à la relation volume-aire dans l'estimation des volumes. Pour cela, nous proposons une nouvelle méthode de cartographie semi-automatique des glissements de terrain et d'estimation de leur volume basée sur l'analyse de nuage de points 3D LiDAR haute résolution. Notre approche utilise l'algorithme M3C2 (Lague et al., 2013) pour détecter les changements topographiques à partir de la distance 3D, normale à la surface locale, entre deux nuages de points LiDAR représentant la topographie avant et après l'occurrence des glissements de terrain. Les changements topographiques mesurés sont ensuite segmentés en terme de sources (érosion) et dépôts à partir d'une approche par composants connectés (Lumia et al., 1983). La vraisemblance des sources et dépôts est évaluée à partir de deux métriques basées sur le rapport signal-sur-bruit de la mesure de distance et sur la distance des sources au plus proche dépôt. Ces métriques sont utilisées pour filtrer les fausses détections causées par les erreurs de positionnement et de classification des données LiDAR. Le volume de chaque glissement est ensuite mesuré directement à partir de la distance verticale mesurée pour chaque point constituant l'enveloppe de chaque source et dépôt.

Nous appliquons cette méthode aux levés LiDAR effectués en 2014 et 2017 soit avant et après le séisme de Kaikoura. La superficie des nuages de points 3D LiDAR se limite à 5 km² et est caractérisée par une forte densité de glissements de terrain et par une variété de couverture végétale avec des zones de forêt et des zones instables sans végétation où des glissements de terrain ont déjà eu lieu. Ces zones représentent un challenge pour les méthodes de cartographie classiques à partir d'image 2D et constituent un bon test de comparaison entre un inventaire créé à partir d'images 2D et la présente méthode de détection à partir de nuage de points LiDAR 3D.

Les résultats de cette étude sont multiples et peuvent être résumés comme suit :

(i) Premièrement, nous montrons que l'exploitation directe des nuages de points 3D permet d'atteindre un niveau de détection de 40 cm avec un intervalle de confiance à 95%, inférieur à la méthode DoD classique (voir section 3.3). Cela permet également la prise en compte de la structure des données brutes comme la densité et la rugosité du nuage de points dans l'évaluation de la significativité des changements topographiques mesurés et permet une estimation plus robustes des incertitudes associées.

(ii) Deuxièmement, nous montrons que l'utilisation de métriques comme le rapport signal-sur-bruit et la distance des sources au plus proche dépôt permet de filtrer efficacement les fausses détections liées aux incertitudes de position dans les données LiDAR et aux erreurs de classifications.

(iii) La mesure directe des changements topographiques en 3D offre de nombreux avantages. Premièrement, elle permet de supprimer l'effet d'amalgamation des glissements de terrain sur l'estimation de leur volume en évitant d'utiliser la relation volume-aire. Cependant, l'amalgamation reste une source d'incertitude dans l'analyse de la distribution des aires et des volumes des glissements de terrain et de nouvelles approches de segmentation sont nécessaires afin de réduire cet effet. Deuxièmement, elle permet la détection de glissement de terrains dans les zones à faible changements de couleurs, de textures ou d'informations spectrales entre l'état pré- et post-glissement, comme les zones sans couvert végétal, où les méthodes classiques à partir d'image 2D peinent à détecter les glissements. Nous montrons sur notre zone d'étude que 72% de l'aire total des glissements correspondant à 54% du volume total peut être manqué par les méthodes de cartographies manuelles classiques. Cette sous-détection comprend à la fois les glissements non cartographiés et les glissements cartographiés mais dont l'extension est potentiellement sous-évaluée.

(iv) La capacité de la méthode à détecter des changements très fins permet la mise en évidence de phénomènes de subsidence aux alentours de la rupture du glissement et l'initiation ou le déplacement de glissements translationnels et rotationnels qui ne peuvent pas être détectés en 2D. Cela permet également la détection plus systématique de petits glissements de l'ordre de plusieurs dizaines de mètres carrés.

(v) Enfin, nous démontrons une sous-détection des glissements de terrain dans l'inventaire 2D qui augmente avec la diminution de leur taille ce qui induit un écart de la relation en loi puissance dans la distribution des aires et un *rollover* à 20 m². La distribution des aires de l'inventaires 3D ne montre cependant pas de *rollover* jusqu'à 20 m² correspondant également à la limite de détection de la méthode. Ce premier résultat favorise l'hypothèse que le *rollover* classiquement observé dans la distributions des aires des glissements générés par les méthodes 2D est partiellement dû à la sous-détection des petits glissements (Stark and Hovius, 2001).

L'approche présentée dans cette étude constitue une première étape dans l'utilisation des données LiDAR haute résolution pour la construction d'inventaires robustes et complet de glissements de terrain et d'estimation de leur volume. Nous montrons ainsi le vaste potentiel de l'approche 3D dans la quantification exhaustive et objective de l'impact des événements extrêmes dans des régions susceptibles aux glissements de terrain.

3.3 Article: Beyond 2D inventories and their rollover: synoptic 3D inventories and volume from repeat LiDAR data

Thomas G. Bernard¹, Dimitri Lague¹, and Philippe Steer¹

¹Univ. Rennes, CNRS, Géosciences Rennes – UMR 6118, 35000 Rennes, France

Correspondence: Thomas G. Bernard (thomas.bernard@univ-rennes1.fr)

Abstract. Efficient and robust landslide mapping and volume estimation is essential to rapidly infer landslide spatial distribution, to quantify the role of triggering events on landscape changes, and to assess direct and secondary landslide-related geomorphic hazards. Many efforts have been made to develop landslide mapping methods, based on 2D satellite or aerial images, and to constrain the empirical volume–area (V-A) relationship which, in turn, would allow for the provision of indirect estimates of landslide volume. Despite these efforts, major issues remain, including the uncertainty in the V-A scaling, landslide amalgamation and the underdetection of landslides. To address these issues, we propose a new semiautomatic 3D point cloud differencing method to detect geomorphic changes, filter out false landslide detections due to lidar elevation errors, obtain robust landslide inventories with an uncertainty metric, and directly measure the volume and geometric properties of landslides. This method is based on the multiscale model-to-model cloud comparison (M3C2) algorithm and was applied to a multitemporal airborne lidar dataset of the Kaikoura region, New Zealand, following the *M_w* 7.8 earthquake of 14 November 2016.

In a 5 km² area, the 3D point cloud differencing method detects 1118 potential sources. Manual labeling of 739 potential sources shows the prevalence of false detections in forest-free areas (24.4%), due to spatially correlated elevation errors, and in forested areas (80%), related to ground classification errors in the pre-earthquake (pre-EQ) dataset. Combining the distance to the closest deposit and signal-to-noise ratio metrics, the filtering step of our workflow reduces the prevalence of false source detections to below 1% in terms of total area and volume of the labeled inventory. The final predicted inventory contains 433 landslide sources and 399 deposits with a lower limit of detection size of 20 m² and a total volume of $724\,297 \pm 141\,087$ m³ for sources and $954\,029 \pm 159\,188$ m³ for deposits. Geometric properties of the 3D source inventory, including the V-A relationship, are consistent with previous results, except for the lack of the classically observed rollover of the distribution of source area. A manually mapped 2D inventory from aerial image comparison has a better lower limit of detection (6 m²) but only identifies 258 landslide scars, exhibits a rollover in the distribution of source area of around 20 m², and underestimates the total area and volume of 3D-detected sources by 72% and 58%, respectively. Detection and delimitation errors in the 2D inventory occur in areas with limited texture change (bare-rock surfaces, forests) and at the transition between sources and deposits that the 3D method accurately captures. Large rotational/translational landslides and retrogressive scars can be detected using the 3D method irrespective of area's vegetation cover, but they are missed in the 2D inventory owing to the dominant vertical topographic change. The 3D inventory misses shallow (< 0.4m

depth) landslides detected using the 2D method, corresponding to 10% of the total area and 2% of the total volume of the 3D inventory. Our data show a systematic size-dependent underdetection in the 2D inventory below 200 m² that may explain all or part of the rollover observed in the 2D landslide source area distribution. While the 3D segmentation of complex clustered landslide sources remains challenging, we demonstrate that 3D point cloud differencing offers a greater detection sensitivity to small changes than a classical difference of digital elevation models (DEMs). Our results underline the vast potential of 3D-derived inventories to exhaustively and objectively quantify the impact of extreme events on topographic changes in regions prone to landsliding, to detect a variety of hillslope mass movements that cannot be captured by 2D landslide mapping, and to explore the scaling properties of landslides in new ways.

1. Introduction

In mountainous areas, extreme events such as large earthquakes and typhoons can trigger important topographic changes through landsliding. Landslides are a key agent of hillslope and landscape erosion (Keefer, 1994; Malamud et al., 2004) and represent a significant hazard for local populations (e.g., Pollock and Wartman, 2020). Efficient, rapid and exhaustive mapping of landslides is required to robustly infer their spatial distribution, their total volume and the induced landscape changes (Guzzetti et al., 2012). Such information is crucial to understand the role of triggering events on landscape evolution and to manage direct and secondary landslide-related hazards. For instance, it is essential to evaluate the total volume produced by landsliding if earthquakes tend to build or destroy topography (e.g., Marc et al., 2016; Parker et al., 2011) in order to quantify the contribution of extreme events to long-term denudation (Marc et al., 2019) or to predict hydro-sedimentary hazards such as river avulsion related to the downstream transport of landslide debris (Croissant et al., 2017). Following a triggering event, total landslide volume at the regional scale is classically determined in two steps. The first is individual landslide mapping using 2D satellite or aerial images (e.g., Behling et al., 2014; Fan et al., 2019; Guzzetti et al., 2012; Li et al., 2014; Malamud et al., 2004; Martha et al., 2010; Massey et al., 2018; Parker et al., 2011), and the second is indirect volume estimation using a volume–area relationship (e.g., Larsen et al., 2010; Simonett, 1967):

$$V = \alpha A^\gamma \quad (3.1)$$

where V and A are the volume and area of individual landslides, respectively; α is a prefactor; and γ is a scaling exponent usually ranging between 1.1 and 1.6 (e.g., Larsen et al., 2010; Massey et al., 2020; Pollock and Wartman, 2020).

A first source of error comes from the uncertainty in the values of α and γ , which tend to be site-specific and potentially process-specific (e.g., shallow versus bedrock landsliding). This uncertainty could lead to an order of magnitude difference in the total estimated volume given the nonlinearity of equation (3.1) (Larsen et al., 2010). Two other sources of error arise from (1) the inherent detectability of

individual landslides and (2) the ability to accurately measure the distribution of landslide areas due to landslide amalgamation and underdetection of landslides. Landslide amalgamation can produce up to a 200% error in the total volume estimation (Li et al., 2014; Marc and Hovius, 2015) and occurs because of landslide spatial clustering or incorrect mapping due, for instance, to automatic processing. Indeed, automatic landslide mapping (Behling et al., 2014; Marc et al., 2019; Martha et al., 2010; Pradhan et al., 2016) relies on the difference in texture, color and spectral properties such as the NDVI (normalized difference vegetation index) between pre- and post-landslide images, assuming that landslides lead to vegetation removal or significant texture change. During this process, difficulties in automatic segmentation of landslide sources can result in the amalgamation of individual landslide areas; this propagates into a much larger error in volume owing to the nonlinearity of equation (3.1). Manual mapping and automatic algorithms based on geometrical and topographical inconsistencies can reduce the amalgamation effect on landslide volume estimation (Marc and Hovius, 2015), but it remains a source of error due to the inherent spatial clustering of landslides and the overlapping of landslide deposits and sources (Tanyas et al., 2019).

Underdetection of landslides can occur because the spectral signature of images is not altered enough by a new failure; hence, the algorithm or person identifying the landslides cannot detect the event. Notably, underdetection of small landslides is one hypothesis put forward to explain the divergence of small landslides from the power-law frequency– area distribution observed for medium to large landslides (e.g., Bellugi et al., 2021; Stark and Hovius, 2001; Tanyas et al., 2019). A rollover point below which frequencies decrease for smaller landslides is observed, and varies between 40 and 4000 m² for different inventories (Tanyas et al., 2019). Beyond the underdetection of small landslides, other explanations for the occurrence of a rollover have been put forward, notably the transition from a friction-dominated mode of rupture for large landslides to a cohesion-dominated mode for small landslides (e.g., Jeandet et al., 2019; Tanyas et al., 2019; and references therein). Underdetection can be particularly common in areas with thin soils and sparse or missing vegetation (Barlow et al., 2015; Behling et al., 2014; Brardinoni and Church, 2004; Miller and Burnett, 2007). It can be further complicated when using different image sources with different spatial resolutions, spectral resolutions, projected shadows and, consequently, varying abilities to detect surface change. However, the level of landslide underdetection in a given inventory remains generally largely unknown. Therefore, a new method to detect landslides in areas with sparse or a complete lack of vegetation are critically needed. To deal with poorly vegetated areas, Behling et al. (2014, 2016) developed a method using temporal NDVI trajectories that describes the temporal footprints of vegetation changes but cannot fully address complex cases when texture is not significantly changing such as bedrock landsliding on bare-rock hillslopes.

Addressing these three sources of uncertainty – volume-area scaling uncertainty, landslide amalgamation and the underdetection of landslides – is necessary. In the last decade, the increasing

availability of multitemporal high-resolution 3D point cloud data and digital elevation models (DEMs), based on aerial or satellite photogrammetry and light detection and ranging (lidar), has opened the possibility to better quantify surface change and displacements (e.g., Bull et al., 2010; Mouyen et al., 2020; Okyay et al., 2019; Passalacqua et al., 2015; Ventura et al., 2011).

The most commonly used technique is the difference of DEM (DoD) which computes the vertical elevation differences between two DEMs from different times (Corsini et al., 2009; Giordan et al., 2013; Mora et al., 2018; Wheaton et al., 2010). Even though this method is fast and works properly on horizontal surfaces, vertical differences can be prone to strong errors when used to quantify changes on vertical or very steep surfaces where landsliding typically occurs (e.g., Lague et al., 2013). In contrast, the multiscale model to-model cloud comparison (M3C2) algorithm implemented by Lague et al. (2013) considers a direct 3D point cloud comparison. This algorithm has three main advantages over DoD (i) it operates directly on 3D point clouds, avoiding a phase of DEM creation that is conducive to a loss of resolution imposed by the cell size and potential data interpolation; (ii) it computes 3D distances along the normal direction of the topographic surface, allowing better capture of subtle changes on steep surfaces; and (iii) it computes a spatially variable confidence interval that accounts for surface roughness, point density and uncertainties in data registration. Applicable to any type of 3D data to measure the orthogonal distance between two point clouds, this approach has generally been used for terrestrial lidar and UAV (unoccupied aerial vehicle) photogrammetry over sub-kilometer scales. In the context of landsliding, it has been used to infer the displacement and volume of individual landslides, using point clouds obtained by UAV photogrammetry (e.g., Esposito et al., 2017; Stumpf et al., 2015), as well as for rockfall studies (Benjamin et al., 2020; Williams et al., 2018) and sediment tracking in post-wildfire conditions (DiBiase and Lamb, 2020). To our knowledge, systematic detection and segmentation of hundreds of landslides from 3D point clouds have not yet been attempted.

Here, we produce an inventory map of landslide topographic changes using a semiautomatic 3D point cloud differencing (3D-PcD) method based on M3C2 and applied to multitemporal airborne lidar data. We use the generic term “landslide” to define the spatially coherent changes detected by our method on hillslopes that result in at least several decimeters of negative topographic change associated with a downstream positive topographic change. Patches of negative (positive) topographic change are called sources (deposits) and correspond to erosion (sedimentation) for landslides producing debris or to subsidence (accumulation) for landslides involving the movement of largely intact hillslope material. Therefore, this definition includes all types of mass-wasting processes involving the downward or outward movement of soil, rocks and debris under the influence of gravity, occurring on discrete boundaries and initially taking place without the aid of water as a transportational agent (Crozier, 1999). An objective of this work is to provide a first evaluation of the type of landslides produced during an earthquake that 3D point cloud differencing can detect.

Our workflow was designed to be as automated as possible in order to be applied to very large multitemporal 3D datasets in the future. As any topographic data will contain elevation errors (Anderson, 2019; Joerg et al., 2012; Passalacqua et al., 2015) that may result in false detections of sources and deposits, our workflow combines two steps to filter them out: we first isolate patches of significant topographic change using the statistical model accounting for point cloud roughness, density and registration error defined in the M3C2 algorithm (Lague et al., 2013), and we then use patch-based metrics to detect the remaining false detections. The workflow efficiency is tested against a set of sources manually labeled as actual landslides or false detections. We apply our method to a complex topography located near Kaikoura, New Zealand, where a Mw 7.8 earthquake triggered nearly 30 000 landslides over a 10 000 km² area in 2016 (Massey et al., 2020). We choose a 5 km² area characterized by a high landslide spatial density along the Conway segment of the Hope Fault, which was inactive during the earthquake, where pre and post-earthquake lidar and aerial images were available (Figure 3.3). This area has a variety of vegetation cover (e.g., dense evergreen forest, sparse or small shrubs and grass, bare bedrock) and typically represents a challenge for conventional 2D landslide mapping. We apply our workflow to obtain a 3D landslide inventory that is compared to a traditional manually mapped inventory of landslide scars based on aerial image comparison, hereafter called the 2D inventory. We illustrate the benefits of working directly on 3D data to generate landslide source and deposit inventories, and we discuss the methodological advantages of operating directly on point clouds with M3C2 compared with DoD, in terms of detection accuracy and error for total landslide volume.

The paper is organized as follows: first, the lidar dataset is presented, followed by a detailed description of the 3D-PcD method; second, results of the geomorphic change detection and identification of individual landslides in the studied area are presented. The remaining part of the paper focuses only on landslide sources. First, we evaluate the prevalence of false detections and define optimal filtering parameters to be used to limit their occurrence. Second, the comparison with conventional 2D landslide mapping is presented. Third, the statistical properties of the 3D and 2D landslide source inventories are investigated in terms of area and volume. Finally, current limitations of the method are discussed as well as knowledge gained on the importance of landslide underdetection on the coseismic landslide inventory budget, the variety of landsliding processes that can be detected by our workflow and landslide source geometry statistics.

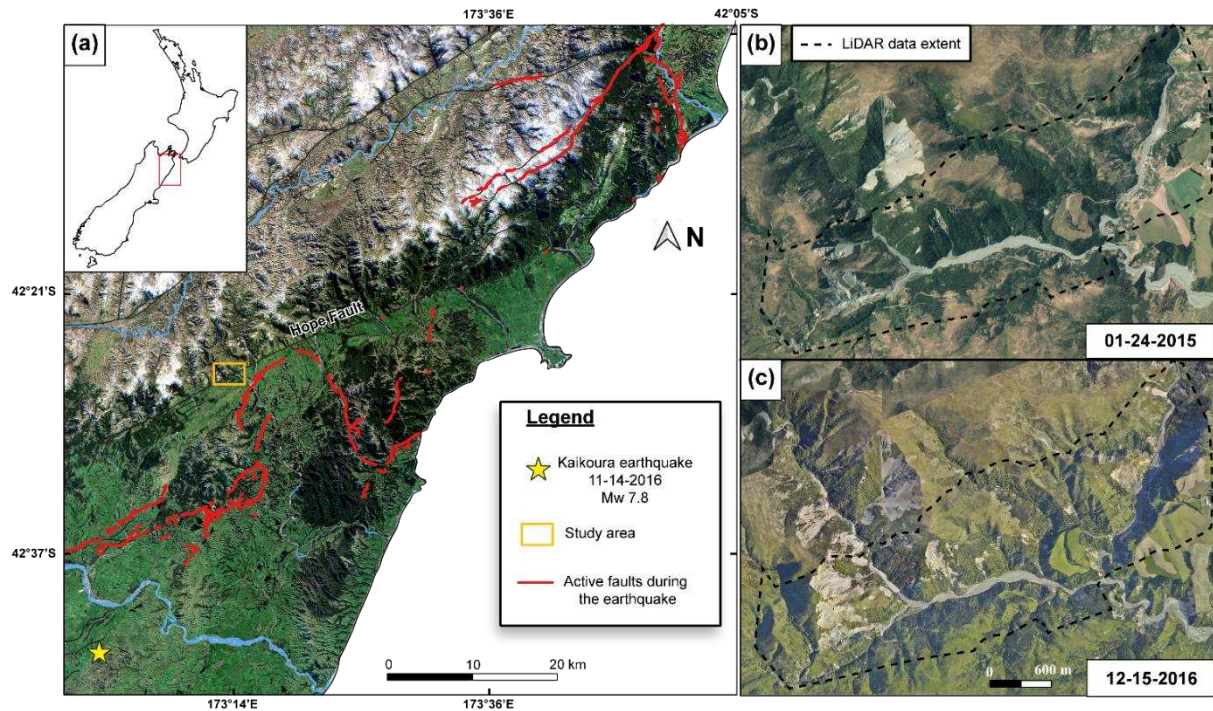


Figure 3.3 - Maps of the regional context and location of the study area: (a) regional map of Kaikoura with the location of the 2016 Mw 7.8 earthquake, associated active faults and the study area; orthoimages focused on the study area dated before (b) and after (c) the earthquake with the 5 km² lidar dataset extent used in this paper (all images are available at <https://canterburymaps.govt.nz/about/feedback/> (last access: 18 July 2021); Aerial Surveys, 2017).

2. Data description

In this study, we compare two 3D point clouds obtained from airborne lidar data collected before and after the 14 November 2016 Kaikoura earthquake (Table 3.2). Both airborne lidar surveys were carried out during summer. Pre-earthquake (pre-EQ) lidar data were collated over six flights performed from 13 to 20 March 2014 for a resulting ground point density of 3.8 ± 2.1 points m⁻². The vertical accuracy of this dataset has been estimated at 0.068–0.165 m as the standard deviation of the difference between the elevation of GPS points located on highways and the nearest-neighbor lidar shot elevation (Dolan, 2014). However, these control points were not in the survey area. Thus, we have weak independent constraints on the vertical accuracy of the pre-EQ lidar in the survey area. The post-earthquake (post-EQ) lidar survey took place soon after the earthquake, from 3 December 2016 to 6 January 2017, for an average ground point density of 11.5 ± 6.8 points m⁻². The vertical accuracy of this dataset has been estimated following the same protocol as the pre-earthquake lidar data with a mean of 0.00 m and a standard deviation of 0.04 m (Aerial Surveys, 2017). The difference in acquisition dates represents a period of 2 years and 8 months. For both lidar point clouds, only ground points defined by the data providers are selected. For the pre-EQ lidar, they were classified automatically using the TerraScan software (Dolan, 2014), whereas the post-EQ data were classified using an unspecified algorithm

followed by manual validation by the data provider (Aerial Surveys, 2017). Manual quality control shows that ground classification is excellent for the post-EQ data but that some points corresponding to vegetation remain in the pre-EQ data. As the incorrectly classified points are located a few meters above the ground, they can lead to false landslide source detection because they translate into a negative topographic change (i.e., apparent spatially correlated erosion). Thus, we reprocess this dataset to remove as many incorrectly classified points as possible using a method similar to surface-based filtering that removes points or patches of points significantly higher than the locally interpolated ground (e.g., Kraus and Pfeifer, 1998) (details in Sect. S1 in the Supplement). This operation removes 0.3% of the pre-EQ original point cloud, but our results show that classification errors still remain. We did not attempt to further improve the classification, as these errors are expected to occur in a low-point-density lidar survey of evergreen forested areas and will generate false landslide sources that our workflow should detect and filter out. We note that the classification refinement is not a critical component of our workflow and that other classifications algorithms (Sithole and Vosselman, 2004) could be used to improve or check the quality of the lidar ground points before the application of the workflow.

In addition, orthoimages are used to perform a manual mapping of landslides to compare the detection of landslides from the 3D approach and a more classical approach. The pre-EQ orthoimage was obtained on 24 January 2015 (available at <https://data.linz.govt.nz/layer/52602-canterbury-03m-rural-aerial-photos-2014-2015>, last access: 20 July 2021), and the post-EQ image was obtained on 15 December 2016. The resolutions of these images are 0.3 and 0.2 m, respectively.

Table 3.2 - Information on the lidar data used in this study.

	Pre-earthquake LiDAR	Post-earthquake LiDAR
Date of acquisition	13 Mar 2014–20 Mar 2014	3 Dec 2016–6 Jan 2017
Commissioned by/provided by	USC-UCLA-GNS science/NCALM	Land Information New Zealand/AAM NZ
Availability	https://doi.org/10.5069/G9G44N75	Upon request from https://canterburymaps.govt.nz/about/feed-back/
Original point density (points m ⁻²)	9.02	19.2 ± 11.7
Number of ground points	10 660 089	63 729 096
Ground point density (points m ⁻²)	3.8 ± 2.1	11.5 ± 6.8
Vertical accuracy (m, as ± 1 STD)	0.068 – 0.165	0.04 m
Study area (m ²)	5 253 133	5 253 133

3 Methods and parameter choice

3.1 The 3D point cloud differencing with M3C2 and the distance uncertainty model

The method developed here to detect landslides consists of 3D point cloud differencing between two epochs using the M3C2 algorithm (Lague et al., 2013) available in the CloudCompare software (EDF R&D, 2011). This algorithm estimates orthogonal distances along the surface normal directly on 3D point clouds without the need for surface interpolation or gridding. While M3C2 can be applied on all points, the algorithm can use an accessory point cloud, called core points. In our case, core points constitute a regular grid with constant horizontal spacing generated by the rasterization of one of the two clouds. In the following, all the M3C2 calculations are done in 3D using the raw point clouds, but the results are “stored” on the core points. The use of a regular grid of core points has four advantages: (i) the regular sampling of the results allows the computation of robust statistics of changes, unbiased by spatial variations in point density; (ii) it facilitates the volume calculation and the uncertainty assessment; (iii) it can be directly reused with 2D GIS (geographic information system) as a raster (rather than a non-regular point cloud); and (iv) it speeds up calculations, although in the proposed workflow, computation time is not an issue, and the calculations can be done on a regular laptop.

The first step of M3C2 consists of computing a 3D surface normal for each core point at a scale D (called the normal scale) by fitting a plane to the core points located within a radius of size $D=2$. Once the normal vectors are defined, the local distance between the two clouds is computed for each core point as the distance along the normal vector of the arithmetic mean positions of the two point clouds at a scale d (projection scale). This is done by defining a cylinder of radius $d=2$, oriented along the normal with a maximum length p_{max} . Distances are not computed if no intercept is found in the second point cloud (that is, in areas where the two point clouds do not overlap) or if one cloud has missing ground data (e.g., below dense forest cover). p_{max} must be chosen to be larger than the largest topographic change to be measured. Thus, p_{max} can be as large as several tens of meters in landslide inventories. This poses a potential issue in highly curved features of the landscape such as narrow ridges or gorges with steep flanks where the cylinder can intercept the same point cloud twice, resulting in an incorrect distance calculation. A preliminary analysis showed that this resulted in about 1% of false landslide detections. Thus, we have modified the M3C2 algorithm to avoid the double-intercept issue. A new iterative procedure progressively increases the depth of the cylinder up to p_{max} , by intervals of 1m for each core point, and checks for the stability of the measured distance: if the distance is stable for two successive iterations, it is considered as the final M3C2 distance for this core point. This modification solved the not double-intercept issue.

M3C2 has the option of computing the distance vertically, which bypasses the normal calculation, and we use this option several times in the workflow. We use the abbreviation “vertical M3C2” in these

cases and “3D-M3C2” otherwise. M3C2 also provides the uncertainty in the computed distance at the 95% confidence level based on local roughness, point density and registration error as follows:

$$\begin{aligned}
 LoD_{95\%}(d) &= \pm t(DF) \cdot \left(\sqrt{\frac{\sigma_1(d)^2}{n_1} + \frac{\sigma_2(d)^2}{n_2}} + reg \right) \text{ with } DF \\
 &= \frac{\left(\frac{\sigma_1(d)^2}{n_1} + \frac{\sigma_2(d)^2}{n_2} \right)^2}{\left(\frac{\frac{\sigma_1(d)^4}{n_1^2}}{(n_1 - 1)} + \frac{\frac{\sigma_2(d)^4}{n_2^2}}{(n_2 - 1)} \right)} \quad (3.2)
 \end{aligned}$$

where $LoD_{95\%}$ is the level of detection; t is the two-tailed t statistics with a confidence level of 95% and a degree of freedom DF (Borradaile, 2003); $\sigma_1(d)$ and $\sigma_2(d)$ are the standard deviation of distances of each cloud, at scale d ; measured along the normal direction; n_1 and n_2 are the number of points in each cloud at that scale; and reg is the co-registration error between the two epochs. When the M3C2 distance is larger than the $LoD_{95\%}$, the topographic change is considered statistically significant. In Eq. (2), the first two terms assume that $\sigma_1(d)$ and $\sigma_2(d)$ empirically characterize two uncorrelated random errors depending on the topographic surface roughness and the survey precision. On perfectly flat surfaces, $\sigma(d)$ is minimal and characterizes the instrument precision; however, on rough surfaces, $\sigma(d)$ will increase above this value and becomes the dominant source of uncertainty (Lague et al., 2013). As we consider these sources of uncertainty as uncorrelated random errors, increasing the number of samples n_1 and n_2 reduces the $LoD_{95\%}$. The original M3C2 algorithm uses a value of t equal to 1.96, the asymptotic value of the two-tailed t statistics when F is infinite, and the $LoD_{95\%}$ is only computed if $n_1 > 4$ and $n_2 > 4$. As will be shown later, the low point density of the pre-EQ data in forested areas resulted in values of n_1 varying between 5 and 15, in which case $t(F(n_1; n_2))$ is significantly larger than 1.96. For instance, when $n_1 = n_2 = 5$, $F = 4$ and $t = 2.776$. To avoid underpredicting $LoD_{95\%}$ in low-point-density areas, we choose to apply the strict two-tailed t statistics rather than the simplification used in the CloudCompare implementation of M3C2. As point density and surface roughness are spatially variable, $LoD_{95\%}$ is also spatially variable. For instance, on forested steep hillslopes, points located under the canopy, with a lower point density, or vegetation points that are incorrectly classified as ground and create locally high roughness, result into a higher $LoD_{95\%}$ and, therefore, require a larger topographic change to be detected as significant change.

The co-registration error reg in equation (3.2) is treated as a systematic spatially uniform error encompassing all the errors that are uncorrelated random errors. However, this is a simplification, as elevation errors related to intra-flight-line time-dependent attitude and position uncertainties combine with intra-survey registration errors of flight lines and the inter-survey rigid registration error to make

reg theoretically spatially variable (Joerg et al., 2012; Passalacqua et al., 2015). These error sources may create apparent low-amplitude and variable-wavelength topographic change that could be mistakenly considered as a significant change resembling a landslide source or deposit if *reg* is not high enough. Predicting the spatial pattern of registration error can be done in two ways. The first method involves using a spatially explicit direct error propagation model that accounts for all elevation errors in the lidar survey (e.g., Joerg et al., 2012). This approach is complex and requires detailed information on the survey, including the trajectory file with the position and attitude uncertainties. This file is rarely available in data repositories and was not available for the pre-EQ or post-EQ datasets. The second approach involves studying patterns of topographic change on flat, stable and near-horizontal surfaces (e.g., Anderson, 2019) to derive amplitude and spatial correlation characteristics of the registration error. The stable area must not have changed between the survey and must be much larger than the expected spatial correlation scale. It also has to be as flat as possible to limit the effect of surface roughness, which (being sampled differently between each survey) may obscure the correct estimate of registration errors. This approach only captures the spatial patterns of registration error in a statistical sense (using, for instance, a semi-variogram; Anderson, 2019) and, thus, corresponds to a spatially uniform *reg*. This approach cannot be applied in our case, as we lack extensive, flat, smooth and stable areas such as human infrastructure (e.g., roads, parking lots). Hence, we assume that *reg* is uniform and isotropic.

A critical aspect of the workflow is to choose the lowest *reg* possible that does not result in too many false detections. A first estimate of *reg* can be evaluated from the vertical accuracies provided with the lidar datasets, assuming that no systematic bias remains after the registration process (Table 3.2). If we assume that the two vertical elevation errors are uncorrelated, *reg* is the square root of the sum of the square accuracies and varies between 0.08 and 0.17 m. If we assume that the two accuracies are perfectly correlated, which is a worst-case scenario, *reg* is simply the sum of the two accuracies and would vary between 0.12 and 0.21 m. In both cases, it is largely set by the accuracy of the pre-EQ survey (Table 3.2). As no GCPs (ground control points) used to evaluate the lidar survey accuracy are applied in our study area (which will generally be the case in steep mountain areas where landslide inventory creation will be meaningful), we propose not relying on the stated lidar accuracies. Instead, we define *reg* empirically as the standard deviation of 3D-M3C2 distances calculated on stable areas that are manually delimited (see Sect. 3.4.1). However, to better account for the potential poor quality of intra-survey registration error, we define *reg* as the maximum of the intra-survey and intersurvey registration errors. The intra-survey *reg* is computed on the overlapping parts of flight line (see Sect. 3.4.1). Finally, the M3C2 definition of the $LoD_{95\%}$ makes the conservative choice of adding *reg* to the combined standard error related to point cloud roughness, rather than taking the square root of the sum of squares standard error and squared registration error (e.g., Anderson, 2019; Joerg et al., 2012). This arbitrary choice, similar to Lague et al. (2013), ensures that the frequency of false detection of statistically significant

change is below 5 %, at the expense of a reduced capacity to detect real small topographic changes close to the $LoD_{95\%}$.

3.2 The same surface different sampling test

Following the approach proposed in Lague et al. (2013), we employ a test based on using different sampling of the same natural surface to tune parameters of the workflow. To this end, we create two randomly subsampled versions of the post-EQ lidar data (which has the largest point density) with an average point density equal to the pre-EQ data. The resulting point clouds correspond exactly to the same surface (i.e., $reg=0$), with roughness characteristics typical of the studied area, but with different point sampling. We subsequently refer to this type of approach as a “same surface different sampling” (SSDS) test.

3.3 Parameter selection and 3D point cloud differencing performance

In this section, we explain how to select the appropriate normal scale D and projection scale d to detect landslides using M3C2. The normal scale D should be large enough to encompass enough points for a robust calculation and to smooth out small-scale point cloud roughness that results in normal orientation flickering and overestimation of the distance between surfaces (Lague et al., 2013). However, D should also be small enough to track the large-scale variations in hillslope geometry. By studying roughness properties of various natural surfaces, Lague et al. (2013) proposed that the ratio of the normal scale and the surface roughness, measured at the same scale, should be larger than about 25. Thus, we set D as the minimum scale for which a majority of core points verify this condition. As roughness is a scale- and point-density-dependent measure, we explore a range for D from 2 m to 15 m for the pre-EQ dataset, which has the lowest point density (Figure 3.4a). We found that $D \sim 10$ m represents a threshold scale below which the number of core points verifying this condition significantly drops.

The projection scale d should be chosen such that it is large enough to compute robust statistics using enough points but small enough to avoid spatial smoothing of the distance measurement. Following Lague et al. (2013), M3C2 computes equation (3.2) only if five points are included in the cylinder of radius $d/2$ for each cloud. In our case, the pre-EQ data with the lowest point density will set the value of d . We use an SSDS test, applying M3C2 with $D = 10$ m and d varying from 1 to 40 m. The results (Figure 3.4b) show the following: (i) when it can be computed, the $LoD_{95\%}$ actually predicts no significant change for at least 95% of the time, indicating that the statistical model behind the uncorrelated random error component of equation (3.2) (Lague et al., 2013) is correct for this dataset; (ii) the fraction of core points for which the $LoD_{95\%}$ can be calculated rapidly increases between $d = 1$ and 8 m, at which point it reaches 100 %. We chose $d = 5$ m, as it represents a good balance between the ability to compute $LoD_{95\%}$ on most core points (here, ~ 97 %) and the smallest projection scale possible. To be able to generate M3C2 confidence intervals for as many points as possible, in particular on steep slopes below vegetation, we employ a second pass of M3C2 with $d = 10$ m and using the core points for

which no confidence interval was calculated at $d = 5$ m. We note that d could theoretically be set as a function of the lowest mean point density of the two lidar datasets, res, by $d \sim 25/\pi\text{res}$. In our case, the pre-EQ dataset has $\text{res}=3.8$ points m^{-2} and would predict $d=1.3$ m. However, the presence of vegetation significantly reduces the ground point density in some parts, and the overlapping of flight lines creates localized high point density. Therefore, examining the mean ground point density of the entire dataset gives an incomplete picture of the strong spatial variations in point density. These changes in point density, critical to the correct evaluation of the $\text{LoD}_{95\%}$ (Eq. (3.2)), are generally lost when working on a raster of elevation (e.g., DEM).

The spacing of the core point grid should be smaller than half the projection scale d to ensure that all potential points are covered by at least one M3C2 measurement and should be larger than the typical point cloud spacing of the lowest resolution dataset. Because the ground point density on a steep forested hillslope of the 2014 survey is of the order of 1 points m^{-2} , we set a core point spacing of 1 m. Finally, the maximum cylinder length p_{max} was set to 30 m, as it encompassed the maximum change observed in the study area. This is generally obtained by trial and error. Setting p_{max} to an overly large value increases the computation time significantly.

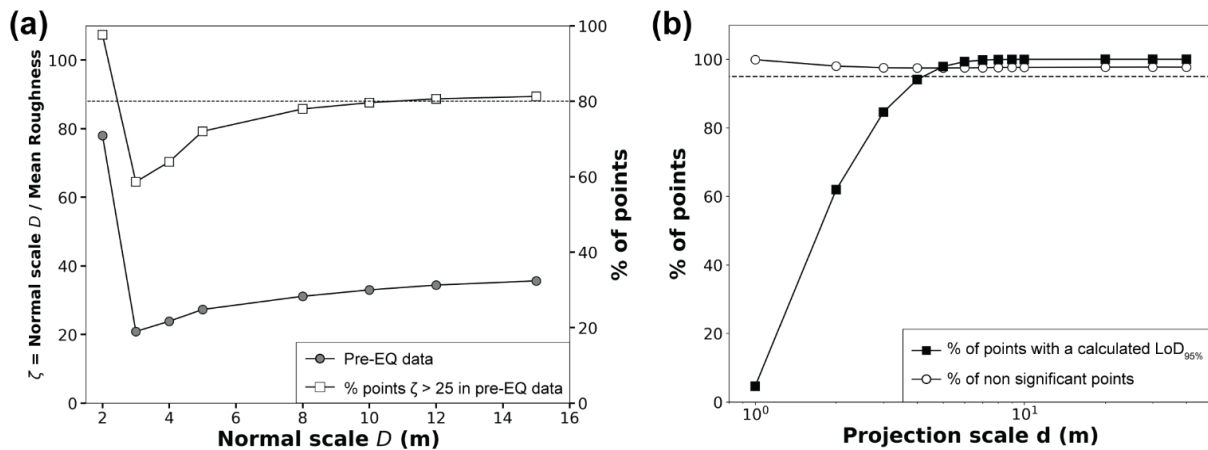


Figure 3.4 - Analysis of two main parameters of the M3C2 algorithm: the normal scale D and the projection scale d . Panel (a) shows the ratio between the normal scale and mean roughness for different normal scale values (circles, left y axis), and the fraction of the pre-earthquake core points for which the normal scale is 25 times larger than the local roughness (squares, right y axis). The dashed line highlights the percentage of points with $\zeta > 25$ in the pre EQ data for $D=10$ m. Panel (b) shows the percentage of computed points with a confidence interval of 95% versus the projection scale d . The percentage of nonsignificant points is represented as well as the percentage of points where the level of detection ($\text{LoD}_{95\%}$) was computed (i.e., with at least five points on each point cloud). The dashed line is set to 95% and highlights the threshold above which the projection scale is large enough to compute the $\text{LoD}_{95\%}$ on most of the core points.

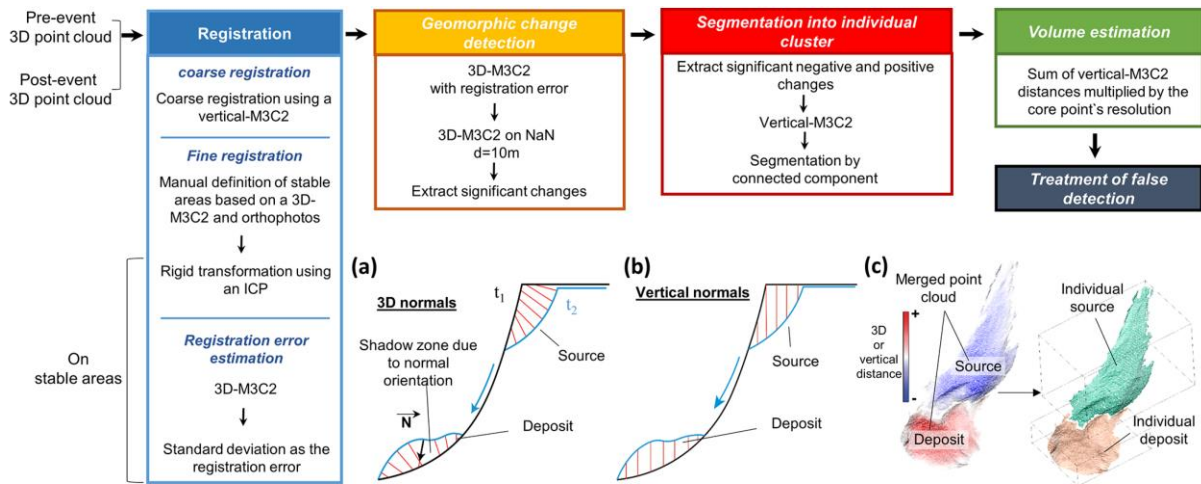


Figure 3.5 - (a, b, c) Workflow of the 3D point cloud differencing method for landslide detection and volume estimation with schematic representations of the different steps: (a) the 3D measurement step with the shadow zone effect, where the red lines show the normal orientation; (b) the vertical-M3C2 step; (c) segmentation by the connected component. The resulting sources and deposits are individual point clouds illustrated in the figure using different colors.

3.4 The 3D landslide mapping workflow and parameter selection

Our 3D landslide mapping workflow is divided in five main steps (Figure 3.5), which are outlined in the following subsections.

3.4.1 Registration of the datasets and the registration error estimate

To detect geomorphic changes and landslides, the two datasets need to be co-registered as closely as possible, and any large-scale tectonic deformation needs to be corrected. The registration error to be used in equation (3.2) must also be estimated.

First, a preliminary quality control is performed to evaluate the intra-survey registration quality of each dataset. This is feasible if the individual flight lines can be isolated using, for instance, the pointID information specific to each line and provided in the LAS file format. The intra-survey registration quality can be investigated with 3D-M3C2 measurements of overlapping flight lines using a 1m regular grid of core points, from which we define the registration bias and error as the mean and standard deviation of the 3D-M3C2 distances, respectively. The point cloud of the pre-EQ dataset results from 12 flight lines that have overlaps ranging from 60% to 90% (Fig. S1 in the Supplement), whereas the post-EQ point cloud corresponds to 5 flight lines with an overlap of 50%. For each dataset, no significant bias with respect to registration is measured between lines (maximum of 3 cm for the pre-EQ survey and 1 cm for the post-EQ survey; Table S1 in the Supplement), but the registration error ranges from 13 to 20 cm for the pre-EQ survey, and is typically around 6 cm for the post-EQ survey, with one pair of overlapping flight lines having a registration error of 12 cm. Hence, the internal

registration quality of the pre-EQ dataset is significantly worse than the post-EQ dataset, a likely consequence of differences in instrument precision and post-processing methods.

Second, the registration between the two surveys must be evaluated and generally improved. As delivered, the lidar datasets have a vertical shift of between 1 and 2 m relative to each other. To correct for this shift, a grid of core points is first created by rasterizing the dataset with the largest point density – here the post-EQ dataset – with a 1m grid spacing. A vertical-M3C2 calculation is then performed, and the mode of the resulting distribution is used to adjust the two datasets by a vertical shift of 1.36 m. This approach is only valid when the fraction of the surface affected by landsliding is small. A subsequent 3D-M3C2 calculation is performed to obtain a preliminary map of geomorphic change. At this stage, a visual inspection of the pre-EQ and post-EQ orthoimages and of the preliminary 3D-M3C2 distances allows us to determine that there is no significant internal tectonic displacement. We then manually define areas deemed stable, 25% of the studied area (Figure 3.6a), to perform a cloud-matching registration. The stable areas are defined as coherent surfaces (1) with a 3D-M3C2 distance smaller than 1 m, (2) where visual assessment of orthoimages suggested no change had occurred, and (3) away from visible mass-wasting processes and forested areas deduced from the analysis of the 3D-M3C2 distance map. Attention has been paid to select areas uniformly distributed in terms of location and slopes in the studied region to maximize the registration quality.

An iterative closest point (ICP) algorithm (Besl and McKay, 1992) is then performed on the stable areas, and the obtained rigid transformation is applied to the entire post-earthquake point cloud to align it with the pre-earthquake one (Table S2). The mean 3D-M3C2 distance on stable areas is -0.01 m, showing that there is almost no bias left in the registration, and the standard deviation of 3D-M3C2 distances is 0.17m (Figure 3.6b). At this stage, the two datasets are considered optimally registered for the stable areas but with an unknown registration error *reg*. We propose defining *reg* as the maximum of the standard deviation of the intra-survey and inter-survey 3D-M3C2 distances in equation (3.2). In the ideal case of two very high-quality lidar datasets, *reg* would be equal to the inter-survey registration error. In the studied case, the pre-EQ intra-survey registration error is locally worse (0.2 m) than the inter-survey registration error (0.17 m). Thus, we set *reg* = 0.2 m, which is consistent with an estimate of *reg* that would be based on the combined lidar accuracy derived from GCP assuming complete correlation of errors (see Sect. 3.1). Consequently, and according to equation (3.2), with *reg* = 0.2 m, our workflow cannot detect a 3D change that is smaller than 0.40m in the ideal case of a negligible roughness surface. At this stage, a 3D map of topographic change is available, but the significant geomorphic changes and individual landslides have not been isolated.

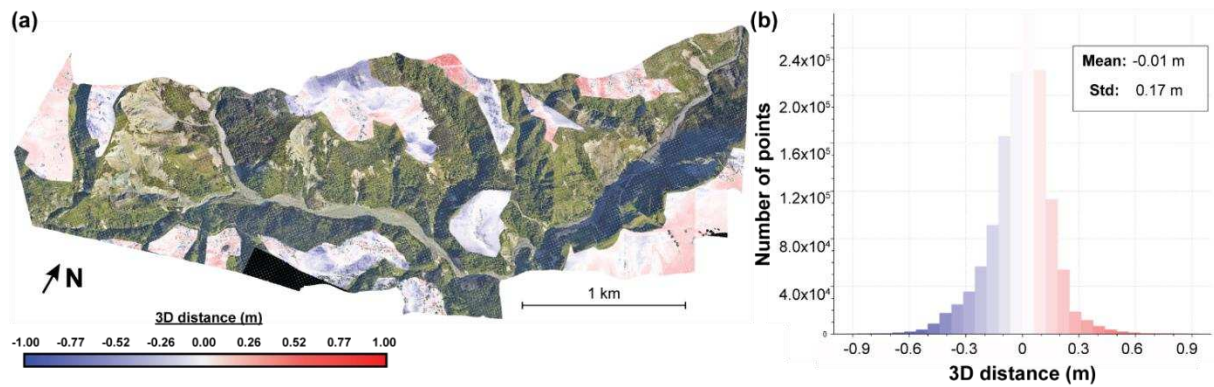


Figure 3.6 - (a) Map of 3D-M3C2 distances on stable areas and (b) the associated histogram. The map only displays 3D-M3C2 distance in the areas chosen as stable for ICP registration and shows the post-earthquake orthoimage otherwise (Aerial Surveys, 2017).

3.4.2 Geomorphic change detection

The registration error reg is then employed in a first application of 3D-M3C2, using the predetermined projection scale $d=5$ m, to estimate the spatially variable $LoD_{95\%}$ according to equation (3.2). For core points in low-point-density areas, where a confidence interval could not be estimated due to insufficient points, a second application of 3D-M3C2 is performed at a larger projection scale $d=10$ m. These core points generally correspond to ground points under canopy on steep slopes and represent 9.5% of the entire area and 12% of steep slopes prone to landsliding. Significant geomorphic changes at the 95% confidence interval are then obtained by considering core points with a 3D-M3C2 distance larger than the $LoD_{95\%}$. Significant geomorphic changes can be associated with any geomorphic processes, including landsliding, but also with fluvial erosion and deposition. Changes located in the river bed, and likely specifically related to river dynamics and not to landslide deposits, are manually removed using the post-EQ orthoimage. Along with the selection of the stable areas, this is the only manual phase of the workflow.

3.4.3 Landslide source and deposit segmentation

Core points with negative and positive significant changes are first separated into two distinct point clouds of sources and deposits, respectively. A vertical-M3C2 is performed on each of these point clouds to estimate the volume of landslide sources and deposits (see Sect. 3.3.4). As for any 2D landslide inventory, a critical component of the workflow is to segment each point cloud into individual landslide sources and areas. Segmenting complex patterns of erosion and deposition in 3D, with a very wide range of sizes, is still a challenge. Here, for the sake of simplicity we use a classical clustering approach with a 3D connected component labeling algorithm (Lumia et al., 1983), available in CloudCompare (Figure 3.5c). The point cloud is segmented into individual clusters based on two criteria: a minimum number of

points or surface area (in our case), A_{\min} , defining a cluster and a minimum distance, D_m , below which neighboring points, measured in a 3D Euclidean sense, belong to the same cluster (Lumia et al., 1983). A_{\min} was set to 20m^2 to be consistent with the area of the projection cylinder used to average the point cloud position in the M3C2 distance calculation, $\pi(d/2)^2 = 19.6\text{ m}^2$ with $d=5\text{ m}$. D_m is an important parameter which, if an overly large value is chosen, will favour landslide amalgamation in identical clusters, and if an overly small value is chosen, in relation to the core point spacing, may over-segment landslides. In any case, D_m must be larger than the core point spacing. As there is no objective way to a priori choose D_m , we explore various values and choose $D_m = 2\text{m}$ as an optimal value between landslide amalgamation and over-segmentation. The impact of D_m on the statistical distribution of landslide sources is addressed in Sect. 5.

We note that density-based clustering algorithms based on DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise; Ester et al., 1996) have been used for 3D rockfall inventory segmentation (e.g., Benjamin et al., 2020; Tonini and Abellan, 2014). These algorithms separate dense clusters of points, considered as areas of coherent topographic change, from areas of low point density, considered as noise. As shown in the Supplement (Sect. S2), density-based clustering approaches do not yield a significantly better segmentation than a connected component algorithm. However, they have several drawbacks ranging from slow computation time, to less intuitive selection of parameters. Therefore, we have not used density-based clustering in our analysis.

3.4.4 Landslide area and volume estimation

While 3D normal computation is optimal to detect geomorphic changes, it is not suitable for volume estimation which requires the consideration of normals with parallel directions for a given landslide. Considering 3D normals can lead to “shadow zones”, due to surface roughness, which would result in a biased volume estimate (Figure 3.5a). Therefore, distances and, in turn, volumes are computed by using a vertical-M3C2 on a grid of core points corresponding to the significant changes (Figure 3.5b). As the core points are regularly spaced by 1 m , the landslide volume is simply the sum of the vertical-M3C2 distances estimated from the individualized landslides. While the distance uncertainty predicted by the vertical-M3C2 could be used as the volume uncertainty, it significantly overpredicts the true distance uncertainty due to non-optimal normal orientation for the estimation of point cloud roughness on steep slopes (i.e., the roughness is not the detrended roughness). Thus, for each landslide source and deposit, we compute the volume uncertainty from the sum of the 3D-M3C2 uncertainty measured at each core point, not the vertical-M3C2 uncertainty. The volume uncertainty is specific to each landslide source and deposit and depends on the local surface properties, such as roughness, the number of points considered and the global registration error, but not on the volume itself. For each individual landslide source, the area A is obtained by computing the number of core points inside the source region. This represents the vertically projected area which is also consistent with the existing literature based on 2D

studies of landslide statistics. The difference between planimetric area and true surface area (i.e., measured parallel to the surface) is addressed in Sect. 5.

3.5 Treatment of false detections

Owing to the simplified formulation of the $LoD_{95\%}$ (Eq. (3.2)), it is possible for spatially correlated errors to create patches of statistically significant change that would appear after segmentation as false landslide detection (Figure 3.7). Hence, the inventory after segmentation is provisional. The workflow has a classification step aiming at separating real landslides from false detections using patch-based metrics. As the pre-EQ lidar shows ground classification errors that would create false landslide sources (i.e., apparent negative change; Figure 3.7a), and as we are specifically interested in the scaling relationships of sources, we focus on obtaining the best classification for sources and then simply use the proximity to the predicted true landslides sources to select real deposits. To construct the final landslide inventory, we apply the following steps:

1. labeling of at least 60% of the provisional source inventory as actual landslide sources and false detections;
2. evaluation of the classification potential of various filtering metrics;
3. determination of the optimal filtering metrics based on a classification performance index;
4. application of the optimal filtering metrics to classify the provisional landslide source inventory in predicted landslides and predicted false detections.

As the pre-EQ lidar data quality (point density and classification) is significantly worse in forests than in forest-free areas, we carry out step 2 and 3 for provisional landslide sources located in forested and forest-free areas separately. Forest areas are defined based on the number of laser returns of the post-EQ dataset (Fig. S4). This corresponds to the number of targets a laser pulse has intercepted. For forest-free areas, this number is one, as the laser only hits the ground. However, in forested areas this number is expected to be greater than one, as tree elements create additional echoes before the laser hits the ground. Thus, for each core points, we calculate the average number of laser returns in a neighborhood of 2.5 m, to be consistent with the projection scale d ; using the post-EQ lidar point cloud, which has the best canopy penetration. We then consider that any core point with an average number of laser returns equal to or higher than two is in forested areas.

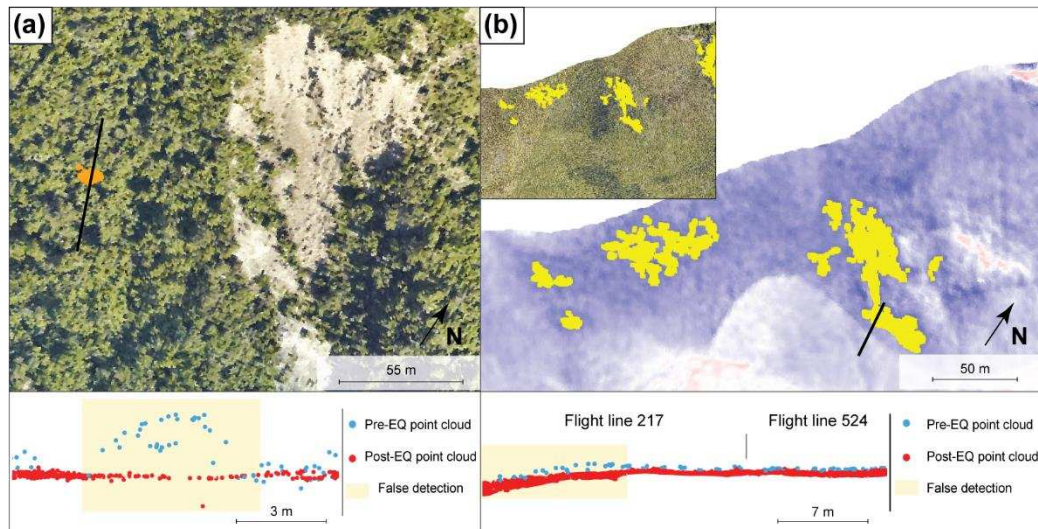


Figure 3.7 - Illustration of two types of labeled false detections. (a) A false detection located in a forest due to vegetation incorrectly classified as ground in the pre-EQ point cloud. The false detection is overlaid on the post-EQ orthoimagery (Aerial Surveys, 2017). The apparent negative topographic change creates a source. Note the limited penetration of the pre-EQ lidar in the dense evergreen forest that makes ground classification extremely difficult. (b) A false detection due to pre-EQ intra-survey registration errors. Yellow points on the post-EQ orthoimagery (Aerial Surveys, 2017) and the M3C2 distance field indicate patches of significant change that are a false detection. They occur due to a complex combination of intra-line errors related to time-dependent attitude and position errors and intra-survey flight-line registration error. Flight line 524 appears to be correctly registered to the post-EQ data, but flight line 217 is slightly misaligned, which increases the likelihood of significant change detection.

3.5.1 Construction of a labeled source inventory

The reference labeled source inventory is created with two classes, actual landslide source and false detection, according to the following procedure. We first manually label all of the provisional landslide sources with an area higher than 200m², as they are expected to correspond to the largest part of the total volume and are therefore critical. Provisional landslide sources with $A < 200 \text{ m}^2$ are then divided into 20 m² area ranges. Following this, we choose to sample and label 60% of the provisional landslide sources located in each area range in order to be representative of the provisional inventory and avoid a size bias. Attention has been paid to ensuring spatially uniform and equally distributed sampling between provisional landslide sources located in forested and forest-free areas.

The labeling of actual landslide sources and false detections is based on a visual inspection of the pre-EQ and post-EQ orthophotos, of the pre-EQ and post-EQ lidar point clouds, and of the 3D-M3C2 field and the provisional deposit inventory. We consider an actual landslide source according to the following criteria:

1. One of the following signs of mass movement is visible on orthoimagery – (1) a drastic change in color between the pre-EQ and post-EQ orthophotos due to avalanches, debris flows, landslides or rockfalls, or (2) the presence of scars.

2. The structure of the two point clouds does not show high local points due to the misclassification of vegetation (Figure 3.7a).

3. The surrounding 3D-M3C2 field does not show a large constant value indicative of a locally incorrect registration (Figure 3.7b).

4. The provisional source can be associated with at least one downstream provisional deposit within a radius of 30 m.

Not all criteria have to be met simultaneously. Uncertain provisional landslide sources have been labeled as false detection. The resulting labeled inventory is then used as a reference to evaluate the filtering performance.

3.5.2 Definition of filtering metrics

As false detections mainly emerge from the errors in the data in relation to the amplitude of a real topographic change that we aim to capture, we first choose to analyze three metrics based on the 3D-M3C2 calculation: (1) the maximum 3D distance, (2) the mean LoD_{95%} and (3) the mean signal-to noise ratio (SNR). We expect the maximum 3D distance to discriminate between deep actual landslide sources and low-amplitude false detections arising from flight-line misalignments and residual registration errors characteristic of false detections in forest-free areas (Figure 3.7b). As the LoD_{95%} is a direct measure of the quality of the data (point density and roughness), classification errors of vegetation should be characterized by a significantly higher mean LoD_{95%} than actual landslide sources. The SNR is defined as the ratio between the 3D-M3C2 distance and the associated LoD_{95%} for each core point. This measure can be used as a confidence metric for each source.

We also choose to take advantage of the ability of the 3D differencing approach to detect deposit areas to analyze the closest deposit distance (CDD). The CDD is defined for each provisional source as the closest downslope distance to a provisional deposit along the flow path using a D8 (deterministic eight-node) algorithm (Fairfield and Leymarie, 1991). This distance is calculated from the post-EQ DEM with the MATLAB-based TopoToolbox software (Schwanghart and Scherler, 2014).

Metrics with the best potential are then tested to determine an optimal configuration of filtering metrics that best remove false detections while retaining the maximum number of actual landslide sources. The resulting predicted source inventory is then employed to filter the provisional landslide deposit inventory by selecting the deposits that are connected to an upstream predicted landslide source along the flow path using TopoToolbox (Schwanghart and Scherler, 2014). The resulting inventory is called the predicted deposit inventory.

3.5.3 Definition of a classification performance index

To estimate the performance of the filtering metrics, we use the balanced accuracy (BA; Brodersen et al., 2010; Brodu and Lague, 2012), defined as the average accuracy obtained on the two predicted classes:

$$BA = \frac{1}{2} (TP_{rate} + TN_{rate}) \quad (3.3)$$

where, in our case, TP_{rate} represents the percentage of correctly classified actual sources compared with the total labelled actual sources. Similarly, TN_{rate} represents the percentage of correctly classified false detections compared with the total labeled false detections. This index not only reflects the overall performance of the filtering but also how TP_{rate} and TN_{rate} are balanced, thereby avoiding a biased representation of the filtering accuracy by the most frequent class. High values of BA are obtained when TP_{rate} and TN_{rate} are high and balanced. The BA can be estimated based on the number, the area or the volume of the predicted landslides (BA_n , BA_a and BA_v , respectively), and we define $BA_{n,a,v}$ as the mean of the BA_n , BA_a and BA_v . By exploring a range of values for each filtering metric, we find the value that maximizes BA. Given the limited number of metrics that we use at once (a maximum combination of two), we did not use machine learning approaches to train the classifier.

3.6 Comparison with a manually mapped inventory based on orthoimagery

To estimate the potential in terms of landslide topographic change detection between the 3D-PcD method (3D-predicted inventory) and a traditional approach, we created a second inventory (2D inventory) by manually delineating landslide sources based on a visual interpretation of the pre- and post-EQ orthoimages, looking for texture change consistent with landslide scars. The lidar data were not used in the process, and the map maker did not have a detailed knowledge of the 3D-predicted inventory. Deposits were not mapped. The 2D and 3D landslide source inventories were then compared in terms of the number of landslides and the intersection of mapped surfaces in planimetric view using GIS software. For source areas only detected by manual mapping, we define four classes: (1) areas located on deposit zones detected by the 3D-PcD method, (2) areas under the $LoD_{95\%}$, (3) areas filtered by the minimum area of 20 m² and (4) areas filtered by the application of the optimal filtering metrics. For areas only detected by the 3D-PcD method, we distinguish landslide areas located in three land cover classes: (1) forest, (2) bare-rock and (3) other land covers. Forested areas are defined according to the number of returns of the post-EQ lidar (see Sect. 3.5), whereas bare rocks are delineated manually on the orthoimages. We finally analyze the proportion of areas only detected with the 3D-PcD approach that are connected to a landslide source in the 2D inventory.

4 Results

4.1 Geomorphic change and results of the segmentation

The map of 3D-M3C2 distances (Figure 3.8a) prior to statistically significant change analysis and segmentation provides a rare insight into topographic changes following a large earthquake. At first order, it highlights areas of coherent patterns of large ($3D-M3C2 > 4$ m) erosion (i.e., negative 3D distances) and deposition (i.e., positive 3D distances) located on hillslopes and corresponding to major landslides. Simple configurations with one major source area and a single deposit area can easily be recognized. A more complex pattern of intertwined landslides and rockfalls occurs on a bare-rock surface in the western part of the study area, with a large variety of source sizes and apparent aggregation of deposits. Most of the deposits are located on hillslopes; however, the deposits of three large landslides have reached the river and altered its geometry. At second order, a variety of patches of smaller amplitude (< 2 m) are visible on hillslopes. Erosion–deposition patterns in relation to fluvial activity can be documented on the river bed. The flight-line mismatch, identified during the preliminary quality control, leads to low-amplitude and long-wavelength patterns of negative and positive 3D distances, notably visible in the central northern part of the study area.

The area extent of significant changes, where the absolute amplitude of change is greater than $LoD_{95\%}$, represents 13% of the study area (Figure 3.8b). Using the strict definition of the two-tailed statistics in equation (3.2) reduces the number of statistically significant points by $\sim 50\,000$ points, which is a 6.6% reduction in the statistically significant area of change. After the manual removal of changes in the fluvial domain related to fluvial processes, the maximum 3D-M3C2 distance in significant change areas is -29.46 ± 1.00 m. Due to surface roughness, the minimum $LoD_{95\%}$ observed is 0.40 m.

The point cloud of significant changes is segmented to identify the provisional landslide sources and deposits. During this step, clusters smaller than the detection limit of 20 m^2 are removed. They account for an area of $25\,007\text{ m}^2$, which is 3.5% of the total area of significant change. The provisional inventory contains 1118 sources and 698 deposits for a total of $320\,170$ and $312\,471\text{ m}^2$, respectively. The resulting provisional landslide volume ranges from 2.27 ± 17.4 to $169\,843 \pm 20\,598\text{ m}^3$ for source areas, with a total of $784\,689 \pm 179\,608\text{ m}^3$, and from 1.3 ± 24.08 to $151\,535 \pm 15\,301\text{ m}^3$ for deposits, with a total of $975\,309 \pm 171\,578\text{ m}^3$. Considering that the minimum $LoD_{95\%}$ observed using the 3D method is 0.40m and that the minimum landslide area is 20 m^2 , the minimum volume that we can confidently measure should be 8 m^3 , a value higher than the observed minimum volumes. A total of 5 provisional landslide source and 16 provisional deposits are smaller than 8 m^3 . They correspond to peculiar cases of very small landslides where either positive or negative 3D distances close to the $LoD_{95\%}$ are positive or negative when measured vertically and, thus, reduce the apparent volume of the material. The uncertainty in the total volume estimation represents 23% for sources and 18% for deposits.

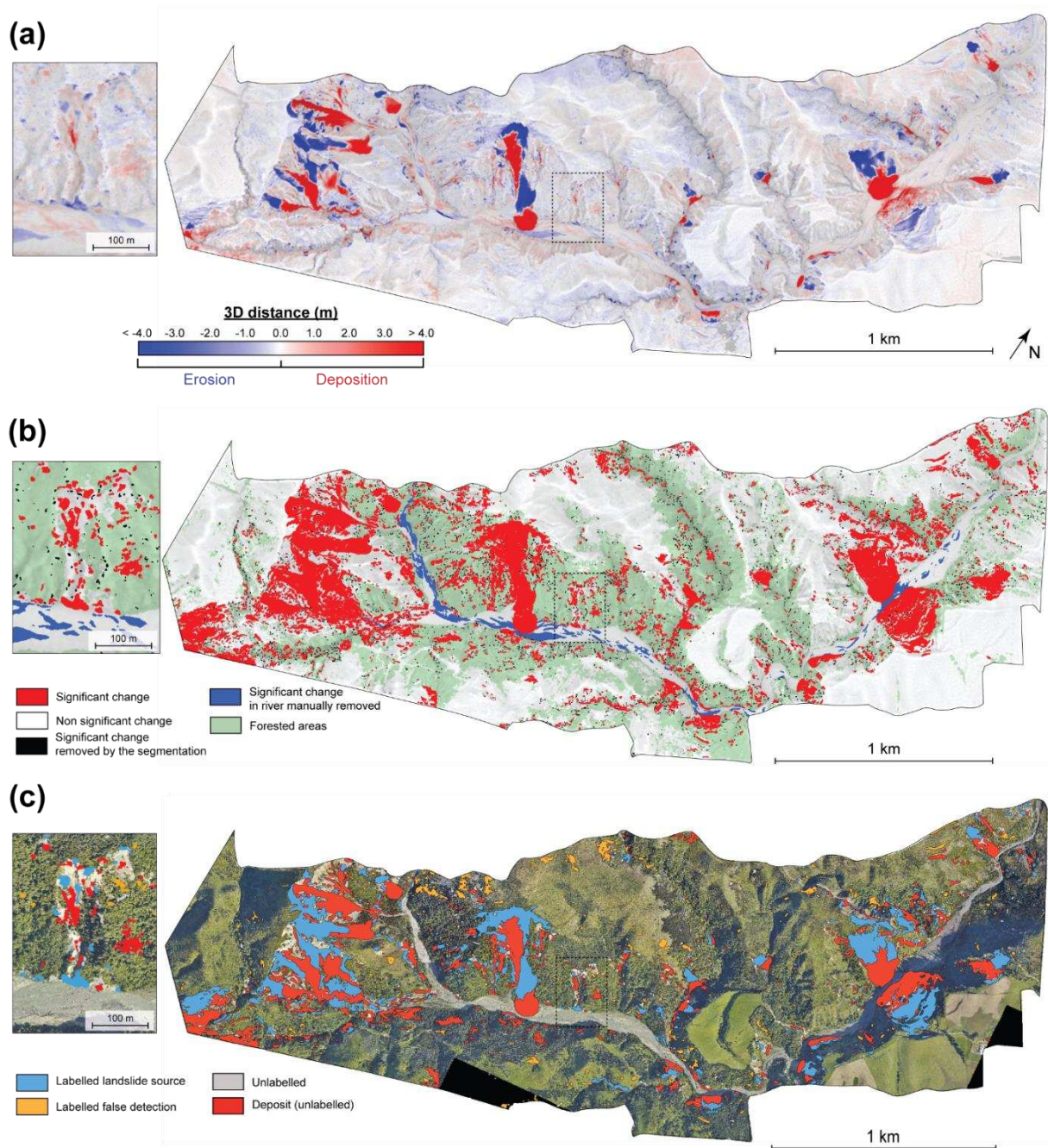


Figure 3.8 - Maps of the different steps of the workflow to generate the provisional landslide inventory. Panel (a) shows the 3D-M3C2 distances from the geomorphic change detection step. Panel (b) displays significant changes ($>LoD_{95\%}$), indicating areas filtered in the river and by the segmentation procedure. The forested areas calculated as a function of the number of lidar returns on the post-EQ data are also indicated in green (see Sect. 3.5). Panel (c) shows the provisional inventory after the application of a minimum area of 20 m². The labeled source inventory is also shown. Results are overlaid on the post-earthquake orthoimagery (15 December 2016, Aerial Surveys, 2017).

4.2 Removal of false detections and the 3D-predicted inventory

4.2.1 Labeled inventory characteristics and potential of filtering metrics

The labeled inventory contains 66% of the provisional landslide sources with 384 actual landslide sources and 355 false detections. In forest-free areas, 321 actual landslide sources have been labeled and 104 false detections are noted, indicating a false detection prevalence of 24.5 %. The mean area of false

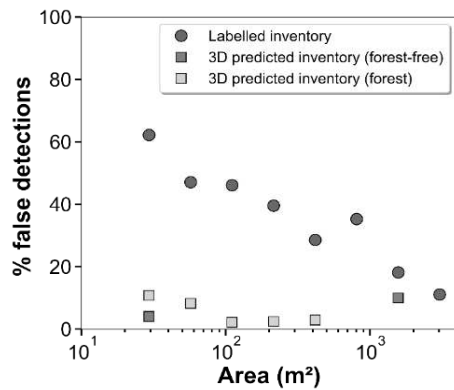


Figure 3.9 - The proportion of false detections in the labeled inventory and the 3D-predicted inventory (forest-free and forested areas) with source area.

for the 20–40 m² class to 10% for A>2000 m² (Figure 3.9). If false detections were not removed, their prevalence and size dependency would strongly bias the landslide source area distribution towards small sizes.

To determine the potential of the patch metrics to remove false detections, we analyze the cumulative density distributions of each metric for actual landslide sources and false detections (Figure 3.10). In forest-free areas, the maximum 3D distance and the LoD95% of the labeled inventory show the weakest potential to remove false detections, as the cumulative density functions (CDFs) of false detections and landslide sources are similar (Figure 3.6a, b). However, the CDFs of the SNR and CDD show different behavior for landslide sources and false detections (Figure 3.6a, d). About 60% of landslide sources are characterized by a mean SNR higher than 1.5, and about 75% have a CDD lower than 30 m. On the contrary, all false detections are characterized by a mean SNR below 1.5, and about 90% have a CDD higher than 30 m. The low SNR observed for false detections is due to the low amplitude (70% of false detection areas have 3DM3C2 <1 m) of the type of elevation errors found in forest-free areas (Figure 3.7b). Similarly, these type of errors are not expected to produce a coherent pattern of upslope erosion and downslope deposition over short distances which is similar to that produced by landslides. Thus, the SNR and the CDD constitute the best metrics to differentiate between actual landslide sources and false detections in forest-free areas.

In forested areas, where ground classification errors are present (Figure 3.7a), false detections are characterized by a higher maximum 3D distance and mean LoD_{95%} than landslide sources (Figure 3.10a). This is related to ground classification errors which correspond to 3D-M3C2 distances of the order of the forest canopy height (i.e., several meters), with high LoD_{95%} due to low point density and high point cloud roughness. However, the CDFs of the maximum 3D distance are not distinct enough for the two classes for this metric to be used in the classification. The CDFs of the mean LoD_{95%} show that actual sources are characterized by a maximum mean LoD_{95%} of 0.9, whereas about 15% of the false detections have a higher mean LoD_{95%}. In this context, the SNR is not an interesting classifying metric, as false detections in forests have a larger M3C2-distance than non-forested areas, resulting in a similar CDF for sources and false detections. The CDFs of CDD are similar to forest-free areas, highlighting the good classification potential of this metric.

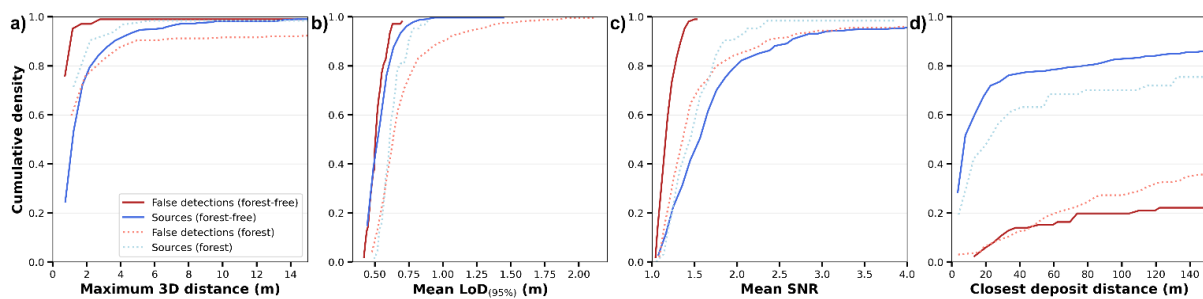


Figure 3.10 - Cumulative density functions of the different metrics introduced in Sect. 3.5.2 using the labelled inventory. The distributions are presented according to landslide sources and false detections in forest-free and forested areas.

We choose to test the mean LoD_{95%}, the mean SNR and the CDD metrics to classify the provisional landslide source inventory. For each test, we select provisional landslide sources below a threshold T_{LoD} and T_{CDD} when using the mean LoD_{95%} and the CDD, respectively, and above a threshold T_{SNR} when the mean SNR is considered. Different combinations of these metrics have been tested to determine an optimal classification (Table 3.3).

4.2.2 Optimal filtering metrics

Table 3.3 reports the BA for the various metrics and forest environments, as well as the true positive rate (i.e., the fraction of landslide source preserved in the predicted inventory) and the false positive rate (i.e., the fraction of false detections that are not removed out of all false detections). We choose the optimal configuration of filtering metrics corresponding to the highest $BA_{n,a,v}$ (Table 3.3), as it reflects the best balance between false detection removal and the preservation of true landslide sources in terms of number, area and volume.

In forest-free areas, the lowest performance is obtained when the mean LoD_{95%} is applied alone or in combination with the mean SNR and the CDD (mean $BA_{n,a,v} < 88\%$), as expected based on the analysis

of CDFs (Figure 3.10b). Conversely, the mean SNR and the CDD provide better performance (mean $BAn_{a,v} > 88 \%$) when applied alone or in combination. When applied alone, they preserve 96 % of the total actual landslide sources. However, while the mean SNR ($T_{SNR} = 1.6$) removes all false detections ($FP_{rate} = 0$), the CDD ($T_{CDD} = 18$ m) better preserves the actual landslide source number ($TP_{rate} = 60 \%$) and area ($TP_{rate} = 90 \%$). The optimal combination is obtained when first applying $T_{CDD} = 18$ m followed by $T_{SNR} = 1.45$, resulting in a mean $BAn_{a,v}$ of 93 %. This combination best preserves the area and volume of labeled landslide sources with a TP_{rate} of 79.1 %, 97.7 % and 99.4 %, respectively. The number, area and volume of false detections remains low with a FP_{rate} of 3.9 %, 6.5% and 7.7 %, respectively. The prevalence of false detection after the classification of the inventory is 1.5 % with respect to number, 0.48 % with respect to area and 0.15 % with respect to volume.

In forested areas, the lowest performance is obtained for the SNR with a $BAn_{a,v}$ of 58 %. However, in combination with the CDD, it best preserves the number, area and volume of the labeled landslide sources with a TP_{rate} of 76 %, 94 % and 97 %, respectively, but it fails to remove false detections (FP_{rate} in volume = 44 %). The combination of filtering metrics that best removes false detections is obtained when $T_{LoD95\%} = 0.65$ and $T_{CDD} = 28$ m are applied, but it is at a higher filtering cost with respect to labeled landslide sources ($TP_{rate} = 1.2 \%$). The best performance is obtained by applying only $T_{CDD} = 28$ m with a mean $BAn_{a,v}$ of 0.80, and it corresponds to the best balance in terms of number, area and volume of landslide sources preserved and false detections removed. The prevalence of false detection after the classification of the inventory is 33 % with respect to number, 13.3 % with respect to area and 12.5 % with respect to volume.

Finally, after application of the optimal configuration of filtering metrics in forested and forest-free areas, we obtain a total labeled predicted source inventory preserving 75 % of landslide sources and 96 % and 99 % of the corresponding total area and volume, respectively (Table 3.3). False detections remaining in the labeled predicted inventory represent 6.5 % of the total number of labeled predicted sources, whereas they only represent 1% of the total area and 0.45 % of the total volume.

Table 3.3 - Statistics of the labeled inventories according to each combination of filtering metrics. FPrate is given as $FPrate = FP / (FP+TN)$, where FP represents the false detection present in the labeled predicted inventory. Bold values highlight the best result in each column for the given class (forest-free and forested areas).

	Metrics	Threshold	BA _n	BA _a	BA _v	Mean BA _{n,a,v}	Number TP _{rate}	Area TP _{rate}	Volume TP _{rate}	Nb FP _{rate}	Area FP _{rate}	Volume FP _{rate}
Forest-free areas	LoD	0.7	47.0	54.0	57.0	53.0	91.3	94.2	92.8	98.1	86.0	78.7
	SNR	1.6	75.0	94.0	98.0	89.0	49.5	87.1	96.4	0.0	0.0	0.0
	CDD	18	79.0	95.0	98.0	91.0	60.1	89.7	96.7	1.9	0.3	0.2
	LoD and CDD	0.7/18	76.0	92.0	95.0	88.0	53.6	84.4	89.8	1.9	0.3	0.2
	CDD and LoD	18/0.55	60.0	78.0	77.0	72.0	32.4	58.4	55.7	12.5	2.5	1.9
	SNR and CDD	1.6/23	86.0	94.0	95.0	92.0	77.6	97.4	99.2	4.8	8.6	9.5
	CDD and SNR	18/1.45	88.0	96.0	96.0	93.0	79.1	97.7	99.4	3.9	6.5	7.7
	Forested areas	LoD	0.65	60.0	68.0	73.0	67.0	69.8	73.5	72.5	49.4	37.5
SNR	1.8	48.0	62.0	63.0	58.0	15.9	54.9	68.1	20.3	31.0	42.4	
CDD	28	72.0	83.0	86.0	80.0	50.8	71.0	78.4	6.4	5.9	7.4	
LoD and CDD	0.65/28	68.0	78.0	81.0	75.0	36.5	56.6	61.6	1.2	0.6	0.5	
CDD and LoD	28/0.65	68.0	78.0	81.0	76.0	44.4	60.0	64.4	8.7	4.0	2.8	
SNR and CDD	1.8/36	69.0	74.0	72.0	72.0	61.9	82.0	88.3	24.7	33.1	44.5	
CDD and SNR	28/1.45	66.0	64.0	60.1	63.0	76.2	94.2	97.2	44.2	65.9	76.9	
Total area	-	-	-	-	-	-	74.5	96.5	98.9	5.6	6.1	7.5

4.2.3 The 3D-predicted inventory

The optimal filtering metrics are then applied on the entire provisional source inventory. Hereafter, we call the resulting filtered inventory the “3D-predicted inventory” and use this data to perform subsequent analysis. This inventory contains a total of 433 sources and 399 deposits, with many sources sharing the same deposits at the toe of hillslopes (Figure 3.11, Table 3.4). The filtering step successfully removed false detections located on stable areas, so that no landslide source is predicted on stable areas. For sources, the mean absolute vertical-M3C2 distance is 2.82 m, the standard deviation is 2.99 m and the maximum

absolute value is 23.06 ± 0.70 m. For deposits, the mean absolute vertical-M3C2 distance is 3.33 m, the standard deviation is 3.66 m and the maximum absolute value is 27.9 ± 0.50 m. The area of detected landslides ranges from 20 to 40 475 m² for sources and from 20 to 27 782 m² for deposits, and the total source and deposit areas are 259 415 and 289 278 m², respectively. The resulting individual landslide volume ranges from 0.58 ± 11.53 to $169 725 \pm 20 598$ m³ for source areas, with a total of $724 297 \pm 141 087$ m³, and from 7.95 ± 9.83 to $151 717 \pm 15 301$ m³ for deposits, with a total of $954 029 \pm 159 188$ m³ (Table 3.4). The uncertainty in the total volume estimation represents about 19 % for sources and 17 % for deposits. The filtering approach removes 685 provisional sources and 299 provisional deposits. This represents 19 % and 7.4 % of the total provisional source and deposit area and 7.7 % and 2.2 % of the total volume, respectively.



Figure 3.11 - Map of the 3D-predicted inventory with vertical-M3C2 distances after the application of TCDD = 18m and TSNR = 1.45 in forest-free areas and TCDD = 28m in forested areas. The landslide inventory is overlaid on the post-EQ orthoimagery (15 December 2016, Aerial Surveys, 2017). Landslide sources are in blue, and landslide deposits are in red.

Table 3.4 - Statistics of the predicted inventory with the percentage located in forest-free areas given in parentheses.

	Landslide sources		Landslide deposits	
	Predicted sources	Predicted false detection	Predicted deposits	Predicted false detection
Number	433 (84%)	685 (38%)	399 (79%)	299 (67%)
Area (m ²)	259 415 (96%)	60 755 (45%)	289 278 (95%)	23 193 (77%)
Volume (m ³)	724 297 ± 141 087 (97%)	60 392 ± 38 521 (32%)	954 029 ± 159 188 (97%)	21 280 ± 12 391 (75%)

4.3 The 3D-predicted versus the 2D landslide source inventory

In the following analysis we separate two types of errors: detection errors, corresponding to landslides present in only one of the 2D and 3D inventories, and delimitation errors, corresponding to differences in the planimetric outline of landslides. A total of 258 landslide sources, hereafter referred to as “2D-sources” as opposed to “3D-sources” derived from 3D-PcD, were mapped from visual inspection of pre-EQ and post-EQ orthoimages (Figure 3.12b). The 2D-sources represent a total area of 146 641 m² (Table 3.5), with a minimum area of 6 m² and a maximum of 19 784 m². The minimum area detected shows that the resolution capability of the 2D inventory is finer than the 3D-PcD workflow. From the 258 2D-sources,

193 intersect 3D-sources, and 65 are not detected by the 3D-PcD method. These 65 2D-sources range from 12 to 645 m² with 69% being smaller than 100 m². However, 22 are actual deposits in the 3D

inventory, highlighting detection errors in the 2D inventory. These detection errors represent 14.8% of the surface of the 2D inventory and are removed in the following, leading to 43 2D-sources not detected by the 3D-PcD method. Thus, the 3D-PcD method detects 74.8 % of the 2D-sources and 57.2 % of the total surface of the 2D inventory (Table 3.5). The 43 2D-sources not detected by the 3D-PcD method correspond to 39 2D-sources located in areas with no statistically significant change (i.e., 3D-M3C2 distance < LoD_{95%}) and 4 2D-sources removed by the filtering step of the workflow. In terms of planimetric surface area, the area not captured by 3D-PcD is overwhelming dominated by non-statistically significant change (42 % of the total 2D-sources surface is < LoD_{95%}), as opposed to the filtering based on the CDD and SNR (0.4 %) or the minimum detectable size (0.3 %). The surface of non-statistically significant change corresponds to delimitation errors located on the edges of sources and deposits, owing to the averaging effect of the M3C2 approach, and the transition between landslide sources and deposits (Figure 3.12c). The volume missed in 3D-sources was computed by using the intersection between the outline of the 2D-sources not shared in the 3D inventory and the vertical-M3C2 field of the core points. We find that the volume that would be missed in the 3D inventory is 2.2 % of the total volume of 3D-sources.

While 193 2D-sources are common to 3D-sources, this corresponds to 182 3D-sources owing to the difference in landslide segmentation in the two inventories (Figure 3.12a). The 2D inventory misses 42 % (251) of the landslide sources detected in the 3D inventory, including landslides as large as 11 902 m² (blue polygon in the frame of Figure 3.12a). The detection errors are predominantly in bare-rock areas (116, 46 % of detection errors) and other land covers (87, 35 % of detection errors) where the prevalence of false detections in the 3D-PcD dataset is expected to be extremely low (1.5 %); thus, the missing landslides in the 2D inventory are not potential false detections. The missed landslides can be very large landslides occurring within pronounced shadows in the post-EQ orthoimage, where the topographic change is mostly vertical (Figure 3.12c). Missed landslides also occur in forested areas, although with a lower proportion (48, 19 % of detection errors); however, we could expect from the classification of the labeled data that a third of these missing landslides may be false detection of the 3D inventory. It was observed that 72 % of the total surface of 3D-sources is not detected in the 2D inventory, with a small fraction (17 %) under forest, 39 % on bare rock and 44 % on other land covers (Table 3.5 and Fig. S5). The landslide sources in this latter domain should be generally visible owing to a strong spectral contrast between pre-EQ vegetation and post-EQ rock surfaces. However, the large source of disagreement is explained by the incorrect delimitation of upslope topographic subsidence related to large scars as well as the underdetection of vertical subsidence related to translational and rotational landslides (Figure 3.15b).

These vertical movements of meter-scale amplitude or less do not correspond to a clear change in orthoimagery texture nor do they create scarps that are too small or not easily detectable if they do not generate a shadow. Similarly, large subsiding areas corresponding to retrogressive failure plane

development or reactivation can be detected under forest but are totally missed in the 2D inventory (Figure 3.12c). Detection and delimitation errors contribute roughly equally to the 2D area underdetection (42 % detection error, 58 % delimitation error). The 2D-sources data miss 54 % of the total volume of the 3D-sources. In contrast to the missed planimetric surface area, the missed volume is predominantly on bare rock (34.2 %) and is about 3 times larger than in forest (10.6 %) or other land covers (13.4 %).

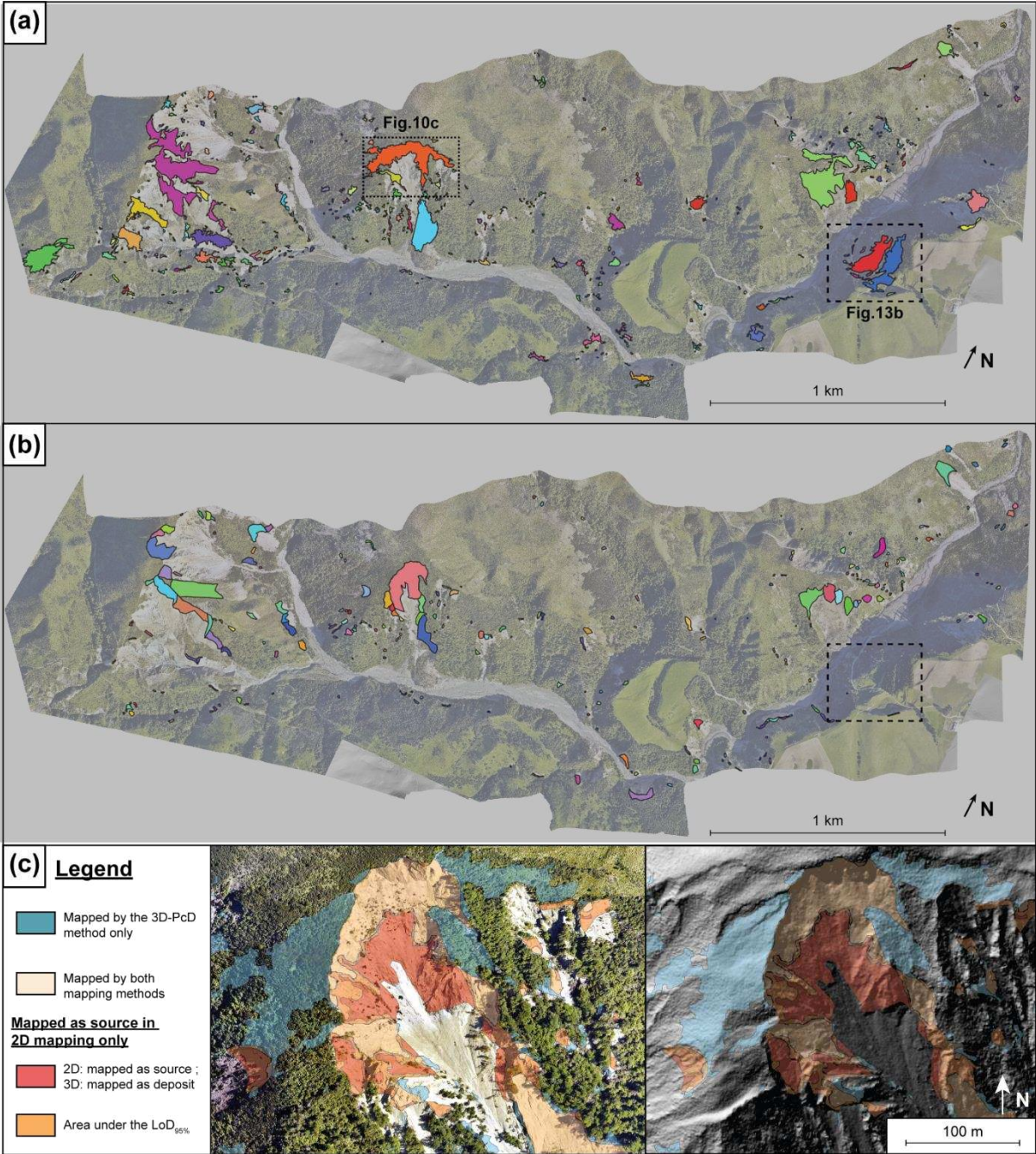


Figure 3.12 - Comparison between (a) the 3D-predicted inventory and (b) manual mapping based on 2D orthoimage comparison. Each landslide source is shown as a single colored polygon. Panel (c) shows a detailed comparison of typical mapping differences between the 2D and 3D approaches. Data are

overlaid on the post-EQ orthoimagery (15 December 2016, Aerial Surveys, 2017) and the post-EQ DEM is shown on the right. Panel (c) also shows that the detected negative topographic change by the 3D-PcD method under a dense forested area is consistent with the development or reactivation of retrogressive failure planes with visible scarps in the hillshade view around the main landslide. The 2D orthoimagery cannot detect these mainly vertical changes under forest, which do not affect the texture of the image.

Table 3.5 - Summary of the comparison between the 2D- and the 3D-predicted landslide source inventories. For the 2D inventory, the percentages are calculated with respect to the corrected total in which the 2D sources corresponding to 3D deposits are removed. NA stands for not available.

Category	Landslide sources	Area		Volume ^a			
		(m ²)	(%)	(m ³)	Percentage of 3D total		
The 2D inventory	Total	258	146 641		NA		
	On 3D deposit	22	21 735	14.8	NA		
	Corrected total	236	124 906	100	331 621	45.8 ^b	
	Shared	193	71 495	57.2	301 577	41.6 ^b	
	Not in 3D	< LoD _{95%} (positive/negative changes)	39	29 250/23 308	23.4/18.6	13 951/14 980	2.2 ^b (negative changes)
		< min area (20 m ²)	0	376	0.3	419	
	> T _{CDD} and < T _{SNR}	4	477	0.4	541		
The 3D inventory	Total	433	259 415	100	724 297	100	
	Shared	182	71 495	27.6	301 501	41.7	
	Not in 2D	Forest	48	32 236	12.4	77 066	10.6
		Bare rock	116	72 533	28.0	247 998	34.2
		Other land covers	87	83 151	32.0	97 732	13.5

^a The volumes for the 2D inventory are computed from the vertical-M3C2 of core points located within the sources delimitations. ^b The percentage represents the 2D volume of the class in comparison with the total volume of the 3D-predicted inventory.

4.4 Landslide sources area, depth and volume analysis

The area distribution of landslide sources is computed as follows (Hovius et al., 1997; Malamud et al., 2004):

$$p(A) = \frac{1}{N_{LT}} \times \frac{\delta N_{LT}}{\delta A} \quad (3.4)$$

where $p(A)$ is the probability density of a given area range within a landslide inventory, N_{LT} is the total number of landslides and A is the landslide source area. δN_{LT} corresponds to the number of landslides with areas between A and $A + \delta A$. The landslide area bin widths δA are equal in logarithmic space.

First, the area distribution of landslide sources obeys a power-law scaling relationship, consistent with previous studies (e.g., Hovius et al., 1997; Malamud et al., 2004). The exponents are $c = -1.76 \pm 0.06$ and $c = -1.64 \pm 0.03$ for the 2D and 3D inventories, respectively (Figure 3.13a). The distribution of the 2D inventory shows a cut-off from power-law behavior at around 100 m², a peak probability at 20 m² and a rollover for smaller landslide sizes. The landslide area distribution of the 3D-predicted inventory does not exhibit a rollover but slightly deviates from the power-law behaviour around 40 m². The distribution differs from that derived by Massey et al. (2020) in the broader Kaikoura region for which a cut-off appears at around 1000 m² with a rollover at 100 m².

The volume distribution of the landslide sources in the 3D inventory was defined using equation (3.4), replacing A with the volume V ; and also exhibits a negative power-law scaling (Figure 3.13b) that has the following form: $p(V) = dV^e$. The exponent of the power-law relationship is $e = -1.54 \pm 0.07$. A rollover is visible on the landslide volume distribution at around 20 m^3 .

With a direct measurement of landslide volume, it is possible to compute the volume–area relationship (Eq. (3.1); Simonett, 1967; Larsen et al., 2010) and to compare it with previous results from New Zealand (Larsen et al., 2010; Massey et al., 2020). Here, we determine V - A scaling coefficients using two methods: first, by fitting a linear model on log-transformed data and, second, by fitting a linear model on averaged log-binned data. While the first method leads to a V - A relationship best describing the volume of each landslide, the second one is not affected by the varying number of landslides in each landslide area bin and leads to a V - A relationship that best matches the total landslide volume. Using the first approach, we find a volume–area scaling exponent of $\gamma = 1.14 \pm 0.01$, an intercept of $\log \alpha = -0.20 \pm 0.03 \text{ m}^{0.72}$ and a determination coefficient of $R^2 = 0.93$ (Figure 3.13c). Using the second method, we find $\gamma = 1.17 \pm 0.03$, an intercept of $\log \alpha = -0.22 \pm 0.10 \text{ m}^{0.66}$ and a determination coefficient of $R^2 = 0.99$. We also obtain a good correlation R^2 of 0.86 and 0.80 with the relationships from Larsen et al. (2010) that were derived from soil landslides and from mixed soil landslides and bedrock landslides, respectively (Table 3.6). An R^2 of 0.92 is obtained when considering the parameters of the V - A relationships of the Kaikoura region, derived by Massey et al. (2020), including all of their mapped landslides. Thus, at first order, the V - A relationships that we obtained are consistent with previous studies. However, if the relationships from Larsen et al. (2010) and Massey et al. (2020) were applied to our landslide area inventory, the total volume would vary from 0.346×10^6 to $0.940 \times 10^6 \text{ m}^3$ (Table 3.6), compared with the $0.724 \times 10^6 \pm 0.141 \times 10^6 \text{ m}^3$ that we estimate directly. The closest evaluation of the total volume is based on the Massey et al. (2020) V - A relationship that predicts a total volume of $0.600 \times 10^6 \text{ m}^3$. The farthest evaluation from the total volume measured in 3D is the V - A relationship from Larsen et al. (2010) for all landslides ($0.940 \times 10^6 \text{ m}^3$), whereas their soil-dominated landslide relationship predicts less than a half of the total volume of the 3D inventory.

We presented the V - A relationship because it is classically used in coseismic volume estimates from 2D inventories; however, as the volume is the product of mean depth and area, the V - A relationship hides an indirect correlation with area that may hinder obscure subtle variations in depth with landslide size. The raw mean depth–area data show a large scatter for nearly all landslide areas. The log-binned data show a slight increase in depth with area. Using a power-law model, which is actually weakly constrained here, an exponent of 0.18 ± 0.06 ($R^2 = 0.87$) is derived, which is consistent with the V - A relationship. The soil landslide relationships of Larsen et al. (2010) and Massey et al. (2020) are broadly consistent with the log-binned data ($R^2 = 0.81$ and $R^2 = 0.75$, respectively), but the mixed soil and bedrock landslide relationship of Larsen et al. (2010) exhibits a much larger scaling exponent, resulting in a poor correlation ($R^2 = -0.09$).

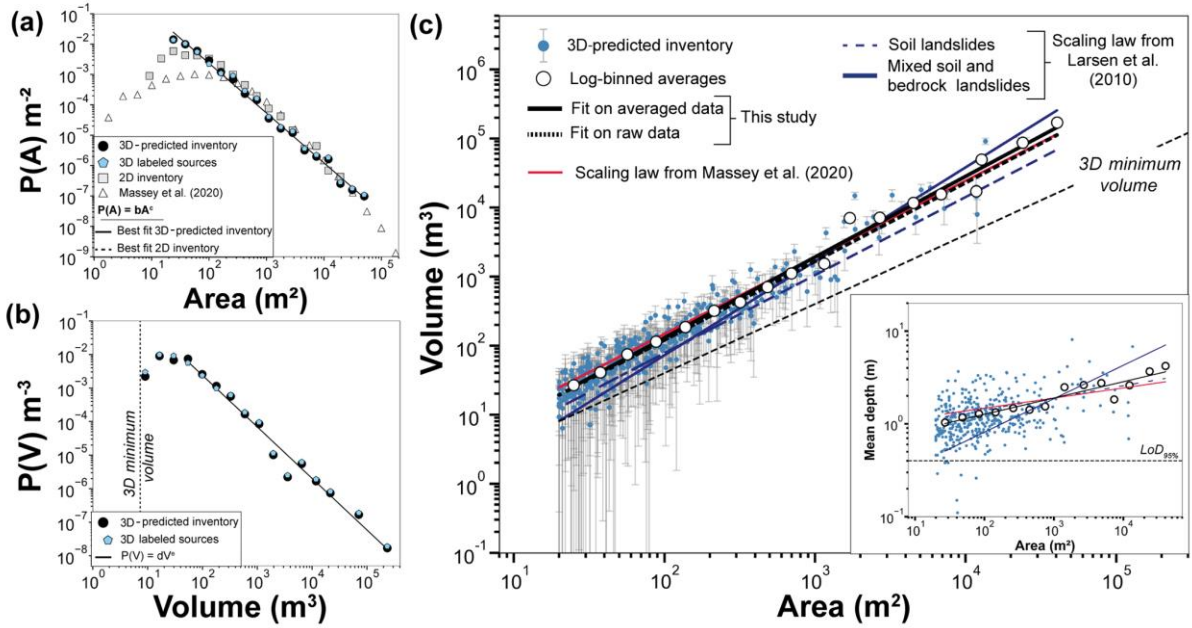


Figure 3.13 - Landslide source inventory analysis of the study area: (a) landslide area distribution of the 3D predicted inventory, the labelled sources, the 2D inventory and Massey et al. (2020); (b) landslide volume distribution of both the 3D-predicted inventory and the labelled source inventory; (c) volume-area scaling relationships, showing the uncertainty in the volume and a comparison with the relationships from Larsen et al. (2010) and Massey et al. (2020) obtained in New Zealand. The landslide mean depth versus area is also presented in the inset in panel (c). All scaling parameter values are summarized in Table 3.6. Fits correspond to least squares fitting of a power law to log-binned data above a manually selected cut-off.

Table 3.6 - Power-law scaling parameter values of the relations shown in Figure 3.13. Log α and γ are scaling parameters from the landslide volume–area relationship (Eq. (3.1)). Units of α are $(L^{(3-2\gamma)})$, with L in meters. The respective landslide source area and volume distribution coefficients are b and d, and the exponents are c and e, respectively. The coefficient of determination R^2 is also given for each power-law fit function. The total volume refers to the application of the V-A relationship to the landslide areas of the 3D-predicted inventory.

		log b , log d or log α	c , e or γ	R^2	Total volume (m^3)
Area distribution	3D-predicted inventory	0.65 ± 0.11	-1.64 ± 0.03	0.99	–
	2D inventory	1.20 ± 0.18	-1.76 ± 0.06	0.97	–
Volume distribution	3D-predicted inventory	0.45 ± 0.23	-1.54 ± 0.07	0.98	0.724×10^6 ^a
V–A relationship	Averaged log-binned data (this study)	-0.22 ± 0.10	1.17 ± 0.03	0.99	0.702×10^6
	Log-transformed data (this study)	-0.20 ± 0.03	1.14 ± 0.01	0.93	0.561×10^6
	Soil landslides (Larsen et al., 2010)	-0.37 ± 0.06	1.13 ± 0.03	0.86	0.346×10^6
	Mixed soil and bedrock landslide (Larsen et al., 2010)	-0.86 ± 0.05	1.36 ± 0.01	0.80	0.940×10^6
	Landslide inventory (Massey et al., 2020)	-0.05 ± 0.02	1.109 ± 0.01	0.92	0.600×10^6
D–A relationship ^b	Averaged log-binned data (this study)	-0.25 ± 0.02	0.18 ± 0.06	0.87	–
	Log-transformed data (this study)	-0.26 ± 0.04	0.16 ± 0.02	0.17	–
	Soil landslides (Larsen et al., 2010)	-0.11 ± 0.02	0.13 ± 0.03	0.81	–
	Mixed soil and bedrock landslide (Larsen et al., 2010)	-0.81 ± 0.05	0.36 ± 0.01	–0.09	–
	Landslide inventory (Massey et al., 2020)	-0.05 ± 0.03	0.109 ± 0.01	0.75	–

^a Direct measurement. ^b The exponent is estimated as $\gamma-1$, and the coefficient has units of $(L^{(1-2\gamma)})$. R^2 is estimated using log-binned data.

5. Discussion

The aim of this paper is to present a semiautomatic workflow, called 3D-PcD, for the detection and geometric characterization of landslide sources and deposits from repeated airborne lidar data. We specifically aim to overcome the impact of issues such as under-detection of landslides in inventories based on imagery analysis, landslide amalgamation and V-A relationship biases on total volume calculation. In the following, we discuss (1) the benefits and limits of the 3D-PcD method, (2) the benefits of 3D change detection to create landslide inventories, and (3) how 3D landslide inventories shed new light on the scaling properties of landslide sources.

5.1 The 3D point cloud differencing and landslide detection

5.1.1 Vertical versus 3D change detection capability, and the M3C2 algorithm

The importance of detecting changes in three dimensions (3D-M3C2), as opposed to vertically (vertical-M3C2), on steep slopes can be illustrated by an SSDS test applied to the post-EQ point cloud (Figure 3.14). Typical of change measurement methods on rough surfaces with random point sampling (e.g., Lague et al., 2013), a nonzero mean distance is often measured, even though the two point clouds are samples of exactly the same surface. The distribution of measured distances is centered near zero,

with means of -2×10^{-4} and 1×10^{-4} m for the vertical and 3D approaches, respectively. However, the 3D approach results in a standard deviation ($\sigma = 0.05$ m) that is 4 times smaller than that obtained by using vertical differencing ($\sigma = 0.20$ m). The map of difference shows that vertical differencing systematically results in much larger distances on steep slopes than the 3D approach, although they both yield similar low distances on horizontal surfaces.

We find that the 3D-PcD method offers a greater change detection sensitivity than classical vertical DoD. This difference is particularly important as it propagates into a lower level of detection and uncertainty in volume calculations. Using the M3C2 algorithm in three dimensions (Lague et al., 2013) also offers the benefit of accounting for spatially variable point density and roughness in estimating a distance uncertainty for each core point, which can be subsequently used in volume uncertainty calculation. For instance, 3D-M3C2 reduces the sensitivity of change detection in vegetated areas to a lower ground point density and potentially to a higher roughness due to vegetation misclassification. In turn, this advantage partially prevents the detection of false sources or deposits by using 3D-M3C2. By employing a regular grid of core points, as in Wagner et al. (2017), our workflow combines the benefits of working directly with the raw unorganized 3D data, as opposed to DoD where the relationship with the underlying higher-point-density data is lost. This approach also produces results with a regular sampling that can easily be used for unbiased spatial statistics, volume calculation and easy integration into 2D GIS software. Compared with DoD, if an interpolation is needed, it is performed on the results rather than on the original DEM and can lead to uncontrolled error budget management.

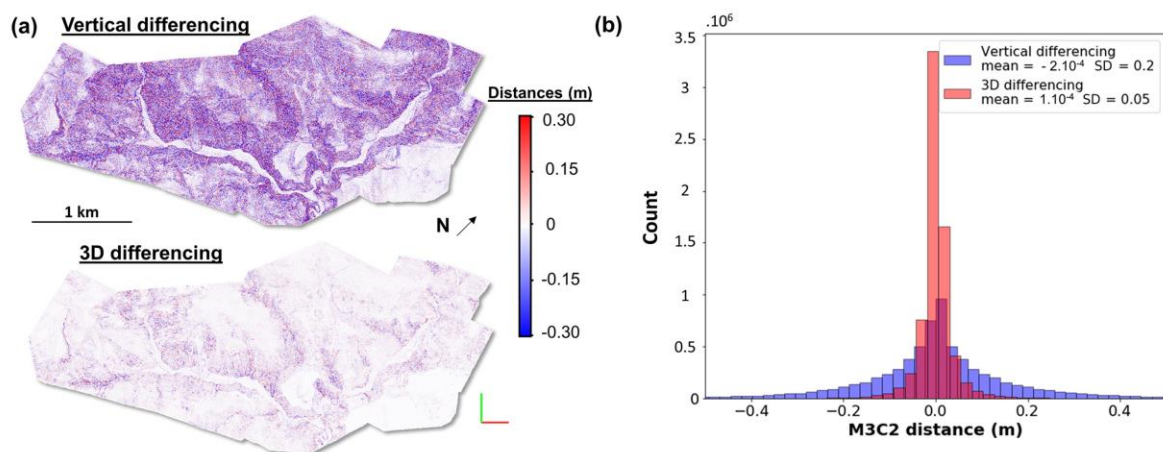


Figure 3.14 - Comparison between vertical differencing (vertical-M3C2) and 3D differencing (3D-M3C2) on the post-EQ point cloud, subsampled randomly two times to generate two point clouds of the same surface with different sampling techniques (same surface different sampling test). Panel (a) displays the resulting change detection maps of the two different techniques, and panel (b) presents the histogram of the computed distances with the two techniques.

5.1.2 Current limits of the method

Registration and elevation errors

A critical aspect of the comparison of 3D point clouds is their co-registration, in particular in the context of coseismic landsliding. In this study, a rigid transformation is applied to the datasets using an ICP algorithm (Besl and McKay, 1992), assuming that internal deformation induced by the earthquake is negligible. The 3D-M3C2 map does not exhibit any systematic horizontal shift north nor south of the Hope Fault. Thus, we conclude that internal deformation, if there was any, was below the typical registration error in our study area. For larger studied regions with internal deformation and in the absence of a 3D coseismic deformation model that could be applied to the post-EQ point cloud (e.g., Massey et al., 2020), our workflow should be applied in a piecewise manner with boundaries corresponding to the main identified faults or deformation zones. For landslide inventories following climatic events, the application to large datasets should be straightforward, as no significant internal deformation is expected. However, we note internal flight-line height mismatches of 0.13–0.20 m in the pre-EQ survey that are difficult to correct after data delivery and generate some apparent large-scale, low-amplitude topographic changes (Figure 3.6, Table S1 and Sect. S2 in the Supplement). Interestingly, in the M3C2 calculation, flight-line mismatches are averaged out in the distance measurement but lead to a higher local point cloud standard deviation and, thus, to an increase in the LoD_{95%} and to a lower probability of incorrect topographic change detection. Despite significant flight-line mismatches in the pre-EQ dataset, using the SNR and CDD filtering approach efficiently removes the false detection source areas related to this issue in non-forested area. This highlights (1) the need for detailed quality control (e.g., by applying M3C2 on overlapping lines) to ensure the highest accuracy of the lidar data, (2) the importance of the statistical significance tests performed at the core point scale and (3) the need for confidence metrics at the landslide scale, to filter out a variety of potential false landslides. Ideally, a spatially variable model for point cloud errors and registration should be developed for each survey and combined into a more accurate and complete form of LoD than what the M3C2 approach currently offers (e.g., Glennie, 2008; Passalacqua et al., 2015). However, the position and altitude information of the sensor (e.g., smoothed best estimate of trajectory file) and raw lidar data are rarely available from lidar data repositories. Additionally, a dense network of GCPs is hard to get in mountainous environments. Thus, it is frequently impossible to reprocess the lidar data to improve their quality (e.g., Glennie et al., 2014) or to create a spatially variable registration and point cloud error model. This explains our choice of assuming a uniform registration error and estimating it empirically from intra-survey flight-line overlapping errors or inter-survey 3DM3C2 distances over stable areas. As a result, we analyze the influence of the *reg* value on the landslide source population (see Sect. 5.2.2).

Landslide segmentation

The connected component segmentation is a simple, objective and rapid way to separate landslides in 3D that can be scaled up to much larger datasets. However, given the complexity of the 3D data, in particular the very large range of landslide sizes (i.e., 4 orders of magnitude in the studied case), it inevitably exhibits some drawbacks and is subject to improvement. In particular, landslide amalgamation occurs between two sources or deposits if two of their core points are closer than D_m (2 m in this study). Hence, landslides occurring on the two sides of a collapsed divide can be erroneously connected. This is the case for the largest landslide in our database which is located on the rock cliffs in the western part of the study area (Figure 3.12a, Figure 3.15a). In this example, the landslide source could reasonably be segmented into at least five smaller landslides. However, there does not seem to be a unique way to segment such a complex set of amalgamated events, even manually, underlining that landslide segmentation cannot currently be fully objective. As we aim to apply our workflow to very large datasets, potentially with several tens of thousands of landslides, and as false detection filtering needs to operate on segmented patches, automatic segmentation is a mandatory step. We have explored the use of fast implementations of a density-based spatial clustering algorithm derived from DBSCAN (Ester et al., 1996), which is an algorithm used for the segmentation of 3D point clouds of rockfalls and the removal of noisy points (e.g., Benjamin et al., 2020; Tonini and Abellan, 2014; details in Sect. S2). We applied OPTICS (Ordering Points To Identify the Clustering Structure; Ankerst et al., 1999), recently used for rockfall segmentation of 3D lidar data (Carrea et al., 2021), and HDBSCAN (Hierarchical Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise; McInnes et al., 2017), which has a better ability to detect clusters of various sizes compared with DBSCAN and is also much faster. However, none of these approaches managed to provide a significantly better segmentation of the largest landslides of our database, and the density probability of the source area that they produce is very similar to the one generated by a connected component approach. These approaches are, however, significantly longer to run than a connected component approach in CloudCompare (Sect. S2), and they have parameters which are less intuitive to set than D_m , which is a distance directly comparable to core point spacing. New segmentation approaches accounting for normal direction, divide organization and 3D depth maps of amalgamated sources are needed to improve the segmentation of complex cases. Manual segmentation can also be envisioned as a refinement after the predicted true landslide sources and deposits have been produced, but it is irreproducible and time-consuming when applied to very large datasets. We note, however, that segmentation issues do not affect the total landslide volume calculation in our study and that a sensitivity analysis of the impact of D_m shows that landslide source statistics are not severely affected by this parameter as long as it is close to the value that we have used (see Sect. 5.2).

Landslide volume calculation

Landslide volume is computed using vertical-M3C2 on regular core points. This facilitates volume calculation on potentially complex 2D landslide geometry but may lead to incorrect volume estimates

on very steep slopes. However, the median slope of the source core points (measured on the pre-EQ surface; Fig. S6) is 33.9° , and only 1.2 % of the core points have slopes higher than 60° . Thus, we expect this effect to impact a very small fraction of our inventory. Measuring landslide volume in 3D would be preferable – for instance, along a constant surface normal direction defined for each source or deposits, but such a simple approach is not better than a vertical measurement for the complex surface geometry of large landslides observed in the dataset that are properly segmented (e.g., Figure 3.15a, b). New approaches based on 3D mesh reconstruction have recently been used for rockfall volume estimation (Benjamin et al., 2020) and represent a future improvement of our workflow.

Landslide surface area

Another simplification of our approach is the calculation of planimetric surface areas, rather than true surface area. This choice was made to be consistent with previous results based on 2D inventories and to facilitate the comparison with our image-based inventory. Measuring surface parallel area with 3D data would potentially help unravel new relationships between normal depth and area that are independent of topographic slope. However, this calculation is not trivial for complex landslide geometries occurring, for instance, on highly curved hillslopes where assuming a unique normal orientation to get a surface parallel area measurement could result in a bias on the sides of the scar (e.g., Figure 3.7a). Approaches based on 3D mesh surface calculation could help resolve this. Given that the median of the slope distribution of our landslide source inventory is 33.9° , a back-of-the-envelope estimate of the true area gives a total landslide source area of 334 590 m² rather than 259 415 m².

Translational/rotational landslides with limited internal deformation

The 3D-PcD workflow that we have designed is not intended for the measurement of landslides for which the dominant movement is parallel to the topographic surface, as can be the case for translational or rotational landslides mobilizing mostly intact hillslope material. As in Figure 3.15b, these landslides will appear as negative surface elevation in the subsiding source area and positive in the downslope accumulation area with little or non-significant 3D-M3C2 distance over much of the landslide body. These landslides can be detected efficiently with the 3D-PcD workflow, even below forest, but the corresponding actively mobilized volume and area may not be accurately estimated. For mostly translational landslides, the surface parallel component of the deformation may be evaluated with feature-tracking approaches as long as there are features to track (e.g., Aryal et al., 2012; Teza et al., 2007). The only elements that could be easily tracked in the 3D-PcD workflow are the barycenter of the source and the associated deposit of each landslide, to explore runout dynamics, but we have not investigated this option yet.

Significant changes and geomorphic processes

While not a limitation per se, the 3D-PcD workflow detects changes but cannot classify the nature of this change into various types of geomorphic processes. Given the current LoD_{95%} (i.e., >0.40 m), only

large topographic changes, corresponding to mass-wasting processes on hillslopes and fluvial processes, are detected. Debris-flow processes could be detected and may actually be part of the processes that remobilize landslide debris, but they potentially create erosion in narrow steep channels that are likely below our spatial resolution capability, or they will generate very small sources. They could, however, generate very large deposits. Topographic change due to fluvial processes are removed by the only manual operation performed in 3D-PcD, deemed necessary to preserve landslide deposits that have reached the river. Our approach does not directly resolve the typology of the landslides, including their failure mechanism (sliding, flow, fall), the failed materials (rock, soil, debris) and the velocity of the displacement (Hung et al., 2014). However, combining the 3D-M3C2 distance field with orthoimages (Figure 3.15), we have identified the presence of rock avalanches, slumps (rotational failures) and debris slides (translational failure), and we suspect the occurrence of some large rockfalls, although pre-EQ slopes steeper than 60° are extremely rare in the detected sources. We did not try to separate these as

(1) we were primarily interested in coseismic volumes rather than detailed landslide mechanics which would have required field data; (2) there is no way to unequivocally identify, for the vast majority of our sources, the dominant landslide mechanism with either the 3D-M3C2 distance field and/or the orthoimages; and (3) large landslides for which a dominant mechanism can be identified are too few in our inventory to draw a robust inference on scaling properties and geometry.

5.1.3 False detections and filtering metrics

We show that performing 3D point cloud differencing can lead to many false detections that the $LoD_{95\%}$ statistical model fails to remove. The labeled inventory shows a prevalence of false detections around 50% with a strong size dependency and land cover type: false detections are much more frequent in forests (80 %), owing to the ground classification error of the pre-EQ lidar data, than in forest-free areas (25 %). As we operate at a confidence level of 95 %, incorrect false detections may occur, but the prevalence that we observe in the provisional inventory showed that our $LoD_{95\%}$ model is too optimistic. However, given the complexity of building a spatially explicit model of elevation errors (see Sect. 5.1.2), we propose that our formulation of the $LoD_{95\%}$ is complex enough and that the critical point of the workflow is the filtering of false detections alongside automatic segmentation. While fewer false detections would occur if we increased reg , it would be at the expense of further censoring the detection of shallow landslides.

Our work demonstrates that, outside of forested areas, spatially correlated elevation errors resulting in false detection can be filtered out by a combination of the SNR and the CDD which preserves most of the true landslides (balance accuracy = 0.98). The predicted inventory has a prevalence of false detections in the final inventory of less than 1.5 % with respect to number as well as a negligible fraction in terms of area and volume ($< 1\%$). The optimal CDD that best removes false detections is low (18 m), which is consistent with the expectation that long-wavelength, spatially correlated errors are unlikely to

produce coherent patterns of negative and positive topographic change at close distances and along the downslope direction. This low value may also reflect the criteria used to label the provisional source inventory, but the value of 18 m that we obtain in forest-free area is much lower than our manual labeling criteria (30 m). While the thresholds that we derive for CDD and SNR are optimal for this region, manual labeling of a fraction of the provisional data may still be needed to evaluate the optimal threshold values in other regions and for other data registration and quality.

It should be emphasized that the pre-EQ lidar data that we use probably represent a worst-case scenario for topographic change detection for two reasons. First, it has relatively large internal geometrical errors compared with a typical modern dataset, such as the post-EQ data, which translates into a poor registration error and limits our ability to detect change at ~ 40 cm. Second, it suffers from ground classification errors related to the limited laser shot density and penetration capability of older-generation sensors in dense forest: a maximum of four echoes for the pre-EQ data, whereas the post-EQ data can have up to seven echoes for a single laser shot, which improves the likelihood of hitting the ground under a dense canopy. We expect many legacy lidar data in mountain belts to suffer from similar issues (e.g., Glennie et al., 2014). The prevalence of false detections in forests (80 %) is a direct consequence of ground classification errors and potentially results in many small false detections that should be properly filtered out. The optimal CDD results in a good, balanced accuracy (0.8), although this result could probably be improved by using additional metrics related to the geometry of the provisional landslide sources. We expect the proportion of false detection to decrease with the increase in lidar data quality with higher point density and canopy penetration, offering greater insights into the mass-wasting processes that may occur in forested area.

5.2 Benefits of the 3D-PcD approach to create landslide inventories

5.2.1 Landslide topographic change detection compared with manual passive imagery mapping

We presented, for the first time, a comparison between a classical manual inventory of landslide sources from 2D orthoimagery comparison and a 3D inventory based on lidar change detection where landslides are detected according to the topographic change that they produce. The results show how different two landslide inventories of the same region, constructed from fundamentally different data sources (passive versus active remote sensing), can be. While the 3D inventory cannot be considered exhaustive, as it has a nonzero $LoD_{95\%}$ and a lower size detection limit of 20 m², it nonetheless detects roughly 2 times more landslides than the 2D image-based approach as well as a planimetric area affected by landsliding that is nearly 2 times larger. Most importantly, the detection limit for the 3D-PcD workflow is known, as one of its outcomes is a spatially variable confidence interval ($LoD_{95\%}$) and confidence metrics (SNR) for each segmented source and deposit. While the resolution capability of 2D image analysis can be evaluated based on pixel size and is better than the lidar-based approach in our

study case, the detection capability is much more difficult to quantify, especially if the inventory is manually performed.

Both detection and delimitation errors roughly equally contribute to underdetection of the total area in the 2D inventory. They are, as expected (Zhong et al., 2020), frequent in areas with poor spectral contrasts between successive orthoimages, such as bare-rock surfaces. However, underdetection also occurs in zones with sparse or small vegetation (other land covers) where some very large areas corresponding to vertical subsidence at the top of rotational or translational landslides were not detected (e.g., Figure 3.15b) or were incorrectly mapped (e.g., Figure 3.12c). Moreover, our results suggest that underdetection can occur in forests: based on the manually labeled 3D data, 44 landslides are not detected in the 2D inventory, representing 11% of the labeled 3D source inventory. We also show that a high proportion of 3D false detections can remain in forested area (33 %). Furthermore, we demonstrate that large-scale subsidence areas associated with new or reactivated retrogressive slip planes (Figure 3.12c) can be detected in forests and may prove important for subsequent landslide hazard management.

Delimitation and detection errors are dominant on sparsely vegetated and bare-rock surfaces, corresponding to 60 % of the total landslide area. In particular, it is extremely difficult to map the transition between sources and deposits, especially on large and amalgamated landslides (e.g., Figure 3.12c). Here, the ability of the 3D-PcD approach to not only detect sources but also deposits is essential. Thus, our results indicate that existing landslide inventories, manually mapped from 2D images, may significantly suffer from underdetection of landslide area, at least in regions dominated by sparse or absent vegetation cover. Moreover, as they capture landslide mechanisms such as rotational/translational landslides or rockfalls on steep hillslope more systematically, the 3D inventory statistical properties may not be fully comparable to traditional 2D inventories.

We show that the main reason that the 3D-PcD method did not detect surfaces mapped on the 2D inventory is that these surfaces are located in areas where the 3D-M3C2 distance is below the $LoD_{95\%}$. The detection limits of the 3D-PcD will improve in future years, as the latest generation of lidar instruments generate dense (>10 points m^{-2}) and more accurate 3D point clouds (<5 cm Z error). With such data, the registration error could become of the order of 5 cm or less, further improving the detection capability of 3D-PcD, both in terms of spatial resolution and $LoD_{95\%}$.

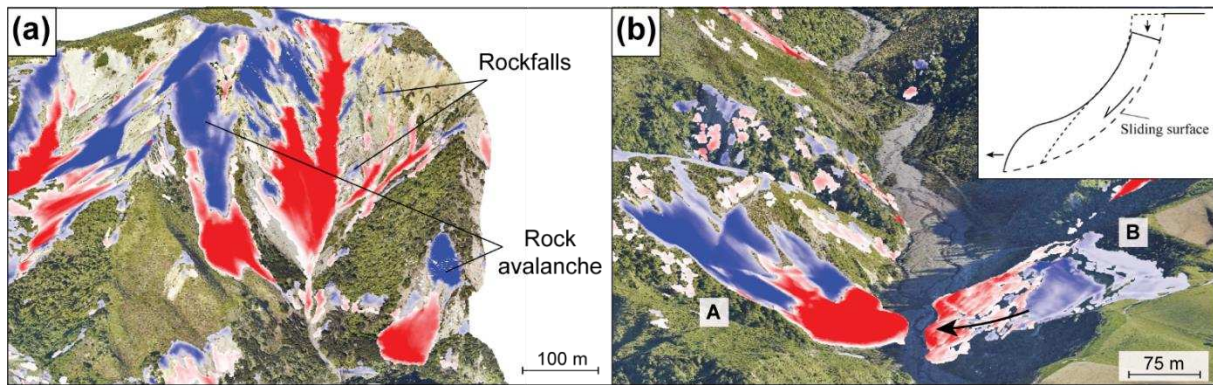


Figure 3.15 - Two different points of interest in the 3D-predicted inventory illustrating various type of landslide mechanisms (blue is erosion, and red is deposition). (a) An area mostly dominated by rock avalanche, where large rockfalls are also expected. (b) A debris slide with mostly translational movement (A), and a slump with likely rotational to translational displacement (B). The post-earthquake orthoimage is overlaid on the point cloud (15 December 2016; Aerial Surveys, 2017).

5.2.2 Toward a minimization of amalgamation and underdetection biases on total landslide volume estimation

Using direct measurement from topographic data, the amalgamation effect is no longer an issue for total landslide volume estimation of an inventory, even though our segmentation approach cannot resolve the amalgamation of individual landslides perfectly. Bypassing the use of a nonlinear V - A relationship also avoids uncertainty inherent in the choice of the best-suited scaling parameters. As we show, the total landslide volume varies significantly (from 0.346×10^6 to 0.940×10^6 m^3 ; Table 3.6) depending on the V - A scaling relationship applied to our landslide inventory. We also observe a difference of 20 % in the total volume estimation only due to the method used to fit data (i.e., on log-transformed or on averaged log-binned data). Moreover, we note that total landslide volume estimation from such relationships can get close to the volume estimated from the 3D-PcD but that this is for the wrong reasons. Applying our V - A relationship to both versions of the 2D inventory, with and without deposit areas (Table 3.5), leads to a difference of 15 % in the total volume. These results highlight the overarching sensitivity of the total volume of eroded material to the V - A relationship biases (Li et al., 2014; Marc and Hovius, 2015).

Our 3D-PcD approach also allows for the estimation of total landslide volume without the issue of underdetection of landslides. Due to the difference in the type of underdetection and delimitation errors between both 2D and 3D inventories, these issues do not propagate into the total landslide volume estimate in similar ways. The volume not detected by the 3D-PcD method but in the 2D inventory represents only 2.2 % of the total. This is a negligible component owing to the fact that only very shallow landslides, or shallow parts of very large landslides, are missed. In contrast, the area not detected by

the 2D inventory represents 54 % of the total volume, highlighting the pronounced underestimation of the total volume estimate if one uses image-based detection followed by volume calculation. Most of this missed volume is due to the landslide delimitation errors on bare-rock and sparsely vegetated land cover surfaces (other land covers), which represent 34.3 % of the total volume, while the underdetection of entire landslides only represents 13.3 %. We also note that a third of the total volume is missed on bare-rock surfaces. Our study area was chosen based on lidar data availability and contains a particularly high proportion of underdetected landslides in the 2D inventory due to the presence of actively eroding bare-bedrock hillslopes. We expect this proportion to significantly vary when considering other landscapes with potentially varying proportions of vegetation cover, vegetation density and type (e.g., grass, shrubs, trees), lithology, and ground shaking intensity. Nonetheless, our finding represents a first approach to the issue of considering the underdetection of landslides in total landslide volume estimates.

We show that extreme caution should be used when dealing with coseismic volumes estimated on landscapes where large fractions of bare-rock surfaces and sparse vegetation cover are present before an earthquake, such as the Kaikoura Ranges.

5.3 Landslide source scaling properties

The use of 3D data opens up a very large range of new geometric analysis opportunities with respect to landslide sources and deposits. Here, we revisit traditional size distributions and scaling relationships of landslide sources generated from 2D inventories, even though, owing to the detection methods, both type of inventories may not be fully comparable with respect to the type of landslide mechanism they capture. We use the relationships derived from the manually labeled 3D inventory and from the 3D-predicted inventory which is slightly more complete but contains a few false detections. We then analyze the sensitivity of these relations to the main parameters of the 3D-PcD workflow: the registration error reg and the minimum distance for segmentation Dm (see Figs. Figure 3.16, S7 and S8).

5.3.1 Total volume of landslide sources and deposits

Over the ~5 km² study area, 433 landslide sources and 399 landslide deposits were detected with the 3D-PcD workflow. The scaling of the volume probability density function ($pdf(V)$), with an exponent of -1.54 ± 0.07 , indicates a slight tendency for the overall eroded volume to be dominated by the largest landslide (169 725 m³, which is 23 % of the total volume). The uncertainty with respect to the total landslide volume, 17 % to 19 % for deposits and sources, respectively, might appear large, as it is based on a conservative 95 % confidence interval that we use throughout our analysis. These uncertainties are dominated by the registration error ($reg = 0.2$ m) and by the lower point cloud density of the pre-earthquake lidar data (Table 3.2). Considering both forested and forest-free areas, false detections only represent 0.44 % of the total volume of the predicted inventory. Thus, the uncertainty with respect to volume is mainly controlled by the M3C2 distance uncertainty rather than the presence of false detections. Within these uncertainties, the total volumes of sources ($724\,297 \pm 141\,087$ m³) and deposits

($954\,029 \pm 159\,188 \text{ m}^3$) are not statistically different. The larger volume of deposits is, however, consistent with rock decompaction during landsliding, which could be constrained using a joint gravity survey in future studies (Mouyen et al., 2020).

5.3.2 Distribution of landslide source area and lack of rollover

We obtain a range of landslide areas over 3 to 4 orders of magnitude (20 to $42\,475 \text{ m}^2$) that obey a power-law relationship for $A > 40 \text{ m}^2$ with an exponent $c = -1.64 \pm 0.03$ (Figure 3.13a). A negative power-law behavior for landslide area is generally observed for 2D landslide inventories, although only for source areas typically larger than $500\text{--}5000 \text{ m}^2$ (Guzzetti et al., 2002; Malamud et al., 2004; Malamud and Turcotte, 1999), and the power-law nature of the tail is debated (Jeandet et al., 2019; Medwedeff et al., 2020). Our exponent is roughly consistent with the exponents obtained over the entire Kaikoura coseismic landslide inventory of -1.88 ($N_{LT} = 10\,195$; Massey et al., 2018) but differs significantly from a more recent estimate of -2.10 ($N_{LT} = 29\,557$; Massey et al., 2020, Figure 3.13a) for which the power-law scaling is expressed for $A > 500 \text{ m}^2$. A sensitivity analysis of the impact of the workflow parameters (Figure 3.16), in particular D_m which affects the level of amalgamation in the dataset, does not yield values of c smaller than -1.67 and cannot reconcile our results with those of Massey et al. (2020). Either our limited study area overemphasizes, by chance, the occurrence of large landslides generating a smaller value of c or the manual inventory of Massey et al. (2020) may miss a large fraction of intermediate and small landslides, especially on bare-rock hillslopes which are frequent in the high mountains of the Kaikoura Ranges.

Most importantly, the landslide area distribution that we derive does not exhibit a rollover classically observed in 2D landslide inventories. Only a small deviation of the power-law behavior appears for $A < 40 \text{ m}^2$. The same behavior is observed for the labeled source inventory without any false detections (Figure 3.16a). Varying *reg* or D_m does not change this behavior (Figure 3.16b, c) nor does the use of a density-based clustering approach (Fig. S3). In addition, setting *reg* to 0.5 m , as opposed to 0.2 m , implies that only changes larger than 0.98 m are statistically significant. This leaves only 251 sources out of 433, but $p(A)$ does not exhibit a rollover or even a significant deviation from the power-law behavior for small landslides. Hence, we are confident that our probability density of source area, generated by a purely objective and automatic approach, does not exhibit a rollover; if there is any, it would occur for sizes smaller than 20 m^2 . We note that $p(A)$ for the labeled false detection obeys an approximate power law with a higher exponent (Figure 3.16a) emphasizing the critical role of false detection removal in correctly capturing the scaling behavior of real landslides at small sizes.

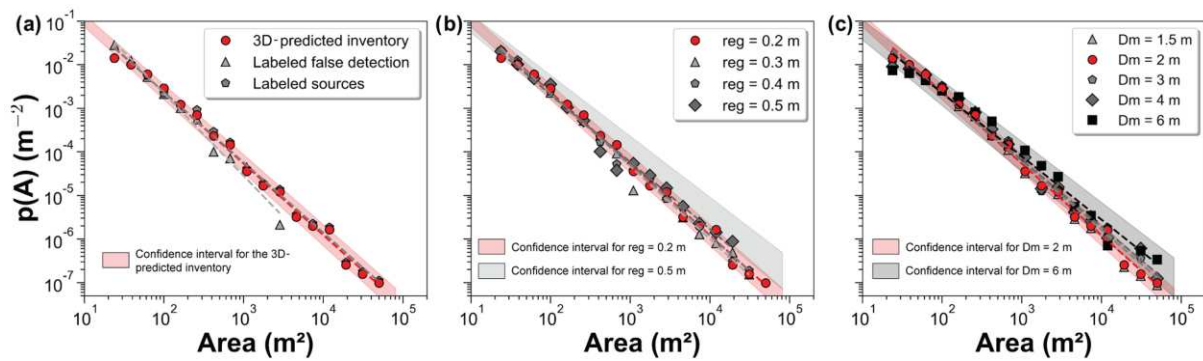


Figure 3.16 - Landslide source area distributions for different inventories. Panel (a) shows a comparison between the 3D-predicted inventory, the labeled false detections and sources' inventories. The two other comparisons are based on the resulting inventories with different (b) registration error (reg) and (c) minimum segmentation distance (D_m) values. All plots share the same y axis. Values of the parameters used for this study are colored in red.

Several hypotheses, related to landslide mechanics or to landslide detection capabilities, have been put forward to explain the rollover behavior for small landslide area. These include the transition to a cohesion-dominated regime reducing the likelihood of rupture (Frattoni and Crosta, 2013; Jeandet et al., 2019; Stark and Guzzetti, 2009), a cohesion gradient with depth (Frattoni and Crosta, 2013), landslide amalgamation (Tanya, s et al., 2019) or the underdetection of small landslides (Hovius et al., 1997; Stark and Hovius, 2001). Our segmentation approach tends to amalgamate landslides rather than over-segment large ones and cannot explain the lack of rollover. On the contrary, this would create or accentuate a rollover by suppressing small landslides through amalgamation. Changing D_m does alter the scaling exponent of $p(A)$ (Figure 3.16c), but no rollover is observed. The lack of rollover may also hint at a transition towards a different landsliding process, where rockfall dominates, for instance. However, core points in sources with slopes $> 60^\circ$ represent only 1.2 % of the source area, pointing to an extremely limited contribution from rockfall processes originating from near-vertical cliffs.

To evaluate the degree of underdetection as a function of landslide size, we can leverage the two inventories that we have created. For this, we compute a completeness ratio as the number of detected sources in the 2D inventory ("Corrected total" in Table 3.5) over the number detected in 3D, per range of source area. Figure 3.17 shows that the completeness ratio is around 0.25 for areas $\sim 20\text{--}40\text{ m}^2$ and increases with landslide size up to 0.8–0.9 for sizes larger than $200\text{--}500\text{ m}^2$ with one exception for which the number of 2D-sources is higher than the number of 3D-sources. We observe the same behavior when the completeness ratio is calculated with the 3D labeled sources which are non-exhaustive but without false detections. As some very shallow landslides detected in the 2D inventory are not detected in the 3D inventory, we cannot consider the 3D inventory as complete for small sizes, and the true completeness ratio may actually be slightly overestimated at very small sizes. However, the 3D inventory is far more complete than the 2D inventory. As such, our results demonstrate that the deviation

from the power-law trend around 100 m² in this study area is caused by a size-dependent underdetection of small landslides existing even when using high-resolution imagery with a better resolving capability than our 3D-PcD workflow (6 m² versus 20 m²) (Hovius et al., 1997; Stark and Hovius, 2001). Because the rollover of the 2D inventory occurs at 20 m², which is the lower limit of size detection of the 3D inventory, we cannot formerly demonstrate that the rollover is strictly due to underdetection. However, we expect this size-dependent underdetection of small landslides to be systematically present in other image-based landslide inventories, even if carefully handcrafted (Tanyas et al., 2019). Whether this effect systematically explains all the rollovers observed in past landslide inventories, or if other hypotheses such as a transition to a cohesion-dominated regime also contribute or are only expressed at even smaller scales, remains to be explored. In any case, the number of landslides potentially missed in previous studies could be important given the level of underdetection that we report for small sizes. The volume corresponding to underdetected small landslides ($A < 100$ m²) may actually not matter in terms of total volume produced by earthquake-derived landsliding (2 % of total volume). However, the presence or absence of a rollover is significant in terms of hazard management (i.e., impact on the exposed population, infrastructure damage etc.) owing to the very large differences in the probability of small landslides.

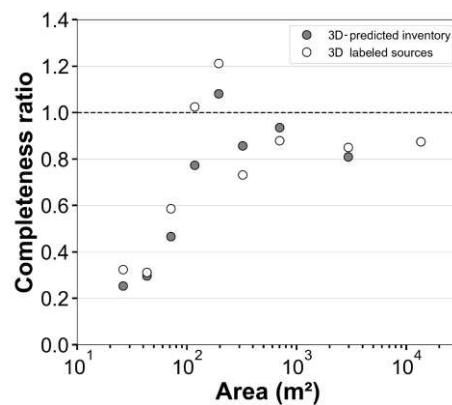


Figure 3.17 - Number of 2D corrected sources over number of 3D sources as a function of the source area. Assuming that the 3D inventory is nearly complete, this measure represents the ratio of completeness of the 2D inventory.

5.3.3 Distribution of landslide volume

Here, we present one of the first coseismic landslide volume distributions derived directly from 3D topographic data (Figure 3.13b), rather than inferred from the combination of the landslide area distribution, based on 2D data, and an estimated V - A relationship. Our direct measurements show that the landslide volume distribution indeed obeys a power-law relationship for $V > 50$ m³ with an exponent $e = -1.54 \pm 0.07$, consistent with the very broad range of exponents estimated in previous studies of $-1.0 \leq e \leq -1.9$ and $-1.5 \leq e \leq -1.9$ for rock and soil landslides, respectively (e.g., Brunetti et al., 2009; Malamud et al., 2004)). The sensitivity analysis to the workflow parameters (Fig. S7, Table S4) shows

that the exponent e will decrease with reg , as this parameter will censor progressively thinner landslides which are statistically the smallest ones. Contrary to the distribution of source area, the segmentation distance D_m has little impact on e .

A deviation from the power-law trend occurs around 80m³ with a rollover point around 20 m³, which is very close to the minimum volume that we can theoretically detect (~ 8 m³). Thus, it is difficult to evaluate if the deviation is a real feature or an underdetection due to the lower depth limit that the 3D-PcD method can detect given the registration error (40 cm). Because no rollover is observed in $p(A)$, our data may hint at a different landsliding process resulting in smaller depth for small landslides, but the D – A relationship is too scattered to detect a different trend. As we suspect that our inventory may contain a small fraction of very large rockfalls, the comparison with rockfall volume statistics is relevant. The probability distribution of rockfall volume generally obeys a power-law relationship with an exponent e_R ranging from -1 to -2.2 (e.g., Malamud et al., 2004; Benjamin et al., 2020) without a rollover. If we restrict existing inventories to those with at least 500 rockfalls and the largest rockfall of at least of 20 m³, the range of exponent e_R narrows to -1.5 to -2 with a majority of inventories around -1.6 ± 0.1 (Benjamin et al., 2020), which is very close to our scaling exponent. Although, we do not expect rockfalls to be a dominant mechanism in our database given the lack of very steep slopes and given that rupture mechanisms (e.g., fragmentation, sliding, slumping), rock heterogeneity and topographic constraints (e.g., hillslope size) are not expected to be similar (Dussauge et al., 2003), the consistency of the exponent that we find is striking. This may suggest a much larger range of scales over which the volume of landslides, encompassing rockfalls in this definition, obeys a unique scaling behavior. Datasets specifically acquired to bridge the gap between large-scale airborne lidar and terrestrial lidar are needed to get a better handle on the volume distribution of landslides, critical information with respect to risk analysis and landslide erosion calculation.

5.3.4 Landslide depth and volume–area relationship

Our 3D-PcD approach opens the possibility to directly quantify the variations in landslide depth with size. We show that landslide mean depth varies slightly with landslide area – on average by less than 1 order of magnitude for the given range of area of the 3D-predicted inventory. The same behavior has been observed by Larsen et al. (2010) for soil landslide scars, suggesting that our landslide inventory may be relevant to shallow landsliding. This is consistent with the fact that 50 % of the landslide thicknesses are lower than 1.6 m and that the landslide volume–area (V - A) scaling relationships obtained in this study are close to those of Massey et al. (2020) and Larsen et al. (2010) for soil landslides.

The sensitivity analyses to the workflow parameters show that the V - A exponent is not significantly affected by the variations in the reg values that we explored: γ varies from 1.17 ± 0.03 to 1.19 ± 0.03 (Fig. S8, Table S4). It is also not affected by the segmentation distance for $D_m < 6$ m, beyond which landslide amalgamation becomes significant and γ decreases to 1.1.

6 Conclusion

In this paper, we introduce a new workflow for semi-automated landslide source and deposit detection using 3D differencing based on high-resolution topographic point cloud data. This method uses the M3C2 algorithm developed by Lague et al. (2013) for accurate change detection based on the 3D distance normal to the local surface. Potential landslide sources and deposits are segmented using a 3D connected component approach, and their volumes are computed by a vertical-M3C2. Spatially variable uncertainties with respect to distance and volume are provided by the calculation and are used in the workflow to evaluate if a change is statistically significant or not, for volume uncertainty estimation and to define a confidence metric per source or deposit (SNR). Combined with the downslope distance to the closest deposit measured for each potential landslide source, the SNR is used to filter out false detections related to spatially correlated elevation errors such as intra-survey registration errors and ground classification errors in forests. We provide various tests and recipes to estimate the registration error and to choose the parameters of the M3C2 algorithm as functions of the point cloud density to ensure the lowest level of change detection as well as the best resolution of the 3D map of change. Applied to a 5 km² area located in the Kaikoura region in New Zealand with pre- and post-earthquake lidar, we generate the first automatic inventory of landslide sources and deposits based on repeat 3D airborne lidar data. We show the following:

- A minimum level of 3D change detection at 95 % confidence of 0.40 m can be reached with airborne lidar data, which is largely set by the registration error. In our case, the limited quality of flight-line alignment of the pre-EQ data was the dominant source of registration uncertainty. Because it operates on raw data, M3C2 accounts for characteristics such as point density and roughness that are not considered when working on DEMs, and it results in more robust statistics when it comes to evaluating if a change is significant or not. The 3D point cloud differencing method is critical for steep slopes and allows for a lower level of change detection compared with the traditional DoD.

- Complex correlated elevation errors may result in long-wavelength low-amplitude false detections of landslide sources with a typical prevalence of 25 % in forest-free areas. They can be efficiently removed while preserving true landslides using a combination of the SNR and the newly introduced closest deposit distance (CDD). Landslide detection in the dense evergreen forest of our study area is more challenging owing to low ground point density and ground classification errors.

- Considering 3D topographic change for landslide detection removes the amalgamation effect on the total landslide volume by directly measuring it in 3D rather than considering an ad hoc *V-A* relationship. Amalgamation in 3D is still an issue when exploring individual landslide area and volume statistics given the simplistic segmentation approach that we have used. However, our approach has the benefits of more systematically capturing small landslides than traditional approaches based on 2D imagery with manual landslide mapping.

– Landslides on surfaces with small vegetation or no vegetation cover are classically missed with 2D imagery processing due to the lack of texture or spectral change. In our study case, 72 % of the landslide surface area is missed when considering a 2D inventory, corresponding to 54 % of the total volume determined with the 3D inventory. The landslide surface area is missed due to both detection error (landslide fully missed) and delimitation error (uncertainty with respect to outlines). Our method also shows the ability to detect subsidence related to slip failure propagation and the initiation or displacement of translational and rotational large landslides, which cannot be detected with 2D imagery.

– As this method provides direct 3D measurement, landslide geometric properties such as volume, area, depth and their distributions can be explored. Our results are broadly consistent with the V-A relationship scaling parameters determined by Larsen et al. (2010) and Massey et al. (2020) for soil landslides, with a scaling exponent of 1.17.

– No rollover is observed in the landslide area distribution down to 20 m², which is our conservative resolution limit, using the 3D landslide inventory. However, we demonstrate, a size-based underdetection in landslides mapped from repeat 2D images, which in turn results in a cut-off of the power-law behavior of the 2D inventory and contributes to the rollover occurring at 20 m². This result lends credit to the hypothesis that the rollover observed in landslide area distributions generated from 2D images is entirely or partially related to an underdetection of small landslides (Stark and Hovius, 2001).

Our 3D processing workflow is a first step towards harnessing the full potential of repeated 3D high-resolution topographic surveys to automatically create complete and accurate landslide inventories. However, high-density lidar flights are not always available in landslide-prone regions for which a 2D image-based approach remains the most suitable method. Nevertheless, we recommend systematically performing a 3D-PcD approach where repeat lidar data exist. This is critically needed to improve landslide science and manage the cascade of hazards following large earthquakes or storm events, by automatically identifying landslide deposits and subtle features such as subsidence developing around landslides missed in 2D inventories. Current bottlenecks to apply this workflow over larger scales, beyond the availability of high-quality 3D data, are the registration of pre- and post-EQ data when complex coseismic deformation patterns occur and the limitations of the segmentation method in high-landslide-density areas. While airborne lidar is best suited to vegetated environments and currently results in the best precision (compared with aerial or spatial photogrammetry), the workflow operates for any kind of 3D data.

Code Availability

The code used to produce the landslide inventory in this study is available as a Jupyter Notebook at https://github.com/Thomas-Brd/3D_landslide_detection (Bernard, 2021, <https://doi.org/10.5281/zenodo.5220611>, Bernard and Steer, 2021).

Data availability

The landslide source and deposit information supporting the findings of this paper can be found at <https://doi.org/10.5281/zenodo.5113770> (Bernard et al., 2021).

Supplement

The supplement related to this article is available online at: <https://doi.org/10.5194/esurf-9-1013-2021-supplement>.

Competing interest

The authors declare that they have no conflict of interest.

Disclaimer

Publisher's note: Copernicus Publications remains neutral with regard to jurisdictional claims in published maps and institutional affiliations.

Acknowledgements

We are grateful to Alex Densmore and David Milledge for the critical review that helped to improve this paper. We also wish to thank the editors, Giulia Sofia and Niel Hovius, for their time and feedback. Finally, we wish to acknowledge the European Research Council, the Agence Nationale de la Recherche, the Brittany region and the lidar topobathymetric platform of Rennes University for their financial support.

Financial support

This research has been supported by the European Research Council, H2020 Research and Innovation program (grant no. FEASIBLE, 803721); the Agence Nationale de la Recherche (grant no. ANR-14-CE33-0005); and the LIDAREAU project, Brittany region (grant no. 2020-701).

Review statement

This paper was edited by Giulia Sofia and reviewed by Alexander Densmore and Dave Milledge.

3.4 Informations complémentaires à l'article

Supplement of

Beyond 2D landslide inventories and their rollover: synoptic 3D inventories and volume from repeat lidar data.

Thomas G. Bernard¹, Dimitri Lague¹, and Philippe Steer¹

¹Univ. Rennes, CNRS, Géosciences Rennes – UMR 6118, 35000 Rennes, France

Correspondence: Thomas G. Bernard (thomas.bernard@univ-rennes1.fr)

Section S1. Treatment of misclassified points

Remaining vegetation points in the ground-classified pre-EQ point cloud can be identified as (1) they are locally high above the surrounding ground and (2) it concerns generally one or a patch of points. Thus they are mainly characterized by a high local roughness and a low point density. To remove suspicious remaining vegetation points, we first reconstructed a mesh from the ground-classified pre-EQ point cloud using the Poisson surface reconstruction algorithm developed by Kazhdan et al. (2006). We then removed outlier points of the pre-EQ point cloud by first computing the cloud-to-mesh distance (EDF R&D, 2011) for each point and then filter points for which the positive cloud-to-mesh distance was higher than 4 standard deviations. This threshold has been chosen, by trials and errors, to preserve points located on steep ridges and steep valley bottoms that will be removed if chosen too low due to the smoothing of the surface by the interpolation. This procedure was repeated 3 times while refining the surface reconstruction between each iteration as further iterations removed significantly points located on ridges and valley bottoms.

Figure S1. Map of flight line extents from the pre-EQ LiDAR data. Flight lines are overlaid on the post-earthquake orthoimagery (12-15-2016, Aerial survey, 2017)

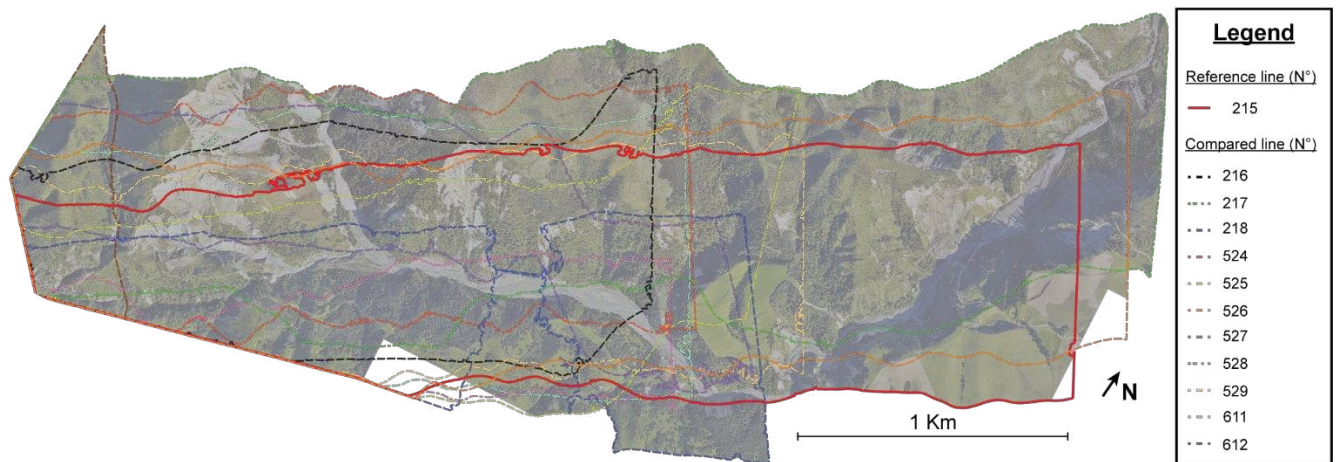


Table S1. Mean 3D-M3C2 distance and standard deviation between each flight line and a reference line estimated from the pre-EQ (n° 215, Fig. S2) and post-EQ LiDAR point cloud (n° 301).

Data	N° flight line	Mean 3D-M3C2 distance	Standard deviation
Pre-EQ point cloud	216	0.00	0.18
	217	0.00	0.15
	218	0.01	0.15
	524	-0.03	0.20
	525	-0.03	0.17
	526	-0.03	0.15
	527	-0.03	0.19
	528	-0.03	0.13
	529	0.00	0.14
	611	0.03	0.15
	612	0.03	0.14
Post-EQ point cloud	108	-0.01	0.06
	110	-0.01	0.05
	304	0.01	0.12
	303	0.00	0.07
	111	0.00	0.06

Table S2. Value of the transformation apply on the post-earthquake LiDAR data along the X, Y and Z axis.

	X	Y	Z
Coarse registration (m)	-	-	- 1.36
ICP fine registration (m)	-1.40	0.14	0.85

Section S2. Segmentation results with density based clustering algorithms

Density based spatial clustering algorithms aim at identifying clusters of high point density representing a signal, from areas of low point density representing noise. As for the connected component algorithm, the number of clusters to detect does not have to be specified. DBSCAN (Ester et al., 1996) is an algorithm now classically used in the segmentation of 3D rockfall inventories (e.g. Benjamin et al., 2020; Carrea et al., 2021; Riquelme et al., 2014). DBSCAN has two main parameters: (1) ϵ , is a spatial search radius, (2) *minpoints* is the minimum of points within a distance ϵ of a point to define it as a cluster and to consider a point as member of an existing cluster. Both *minpoints* and ϵ are related, and are not easy to a priori define (Carrea et al., 2021). In our context, the main difference between a connected component and a density based clustering is that in the first case, cluster-membership is based on the distance to the nearest neighbor in 3D with respect to D_m , while in the second it is based on the density of neighbors within a radius ϵ . No cluster is defined if it does not have *minpoints*. As our minimum detectable landslide size is 20 m², and to be consistent with the parameters

used in the Connected Component we set $minpoints=N_p=20$. Following Carrea and co-authors (2021), we use OPTICS (Ankerst et al., 1999a) an improved version of DBSCAN available in the python scikit-learn library. OPTICS does not consider a fixed ϵ value to identify a cluster, although practically a maximum ϵ is generally set to reduce computation time. We test the impact of ϵ on the segmentation.

We also compare our results to HDBSCAN (McInnes et al., 2017), with the dedicated python library. HDBSCAN can better capture clusters of varying density compared to DBSCAN and ϵ does not have to be specified. HDBSCAN has two main parameters: (1) $min_cluster_size$ which is equivalent to $minpoints$ in OPTICS, and that we set to 20, our minimum detectable size; (2) $min_samples$ which evaluate how conservative the clustering will be. As $min_samples$ is increased, more points will be declared as noise. We test the impact of $min_samples$ on the segmentation. To our knowledge, HDBSCAN has never been used in the context of rockfall segmentation.

OPTICS and HDBSCAN were applied on the significant core point sources and compared to the segmentation obtained by Connected Component. Computation time are given for a laptop using a core i7-7820HQ, clustering 370,708 points in 3D.

Results: Table S6 shows the number of clusters detected, the percentage of points not clustered and the size of the largest landslide. Figure S7 shows segmentation results. Figure S8 the pdf(A) resulting from various segmentations. The results slightly differ from the main paper as we used the standard LoD definition of M3C2 with $t=1.96$ in equation (3.2).

In our reference segmentation with connected components ($D_m=2$ m), the number of clusters is 1270, the largest source area is 40,272 m², and 4.2 % of core points are not clustered. Decreasing D_m to 1.5 m does not reduce the largest landslide, but increasing D_m reduces the number of clusters while increasing slightly the size of the largest source. A connected component is calculated in 3 seconds with Cloudcompare.

OPTICS: As ϵ increases, OPTICS creates more clusters while fewer points are considered as noise, but the largest source area remains around 34,350 m². The segmentation map (Fig S7a and b) obtained for the case that discards the less points ($\epsilon=10$ m), show that OPTICS manages to segment one branch of the largest landslide (A in Fig S7a), but does not significantly improve the segmentation of this landslide compared to a connected component. However, OPTICS tends to oversegment intermediate landslides into smaller ones, generating nearly 50 % more clusters than our reference case. This translates into a pdf(A) with a slightly lower exponent γ than the reference data (-1.88 vs -1.82) for $\epsilon=10$ m (Fig. S8a). OPTICS computation time with scikit-learn is 45 minutes (for $\epsilon=10$ m).

HDBSCAN: For the most conservative clustering parameter ($min_samples=1$), HDBSCAN creates 35% more clusters than the Connected Component, rejects only 2.5 % of points, and segments the largest landslide exactly as the reference dataset. As $min_samples$ increases up to 20, the largest source area and the number of clusters decreases. For $min_samples > 20$, the number of cluster decreases, but

amalgamation starts to be very pronounced and the largest source area increases. For $min_samples=20$, HDBSCAN creates a similar number of clusters than our reference dataset, but the largest landslide is only 31,776 m², 21 % smaller than the largest landslide of the connected component. The segmentation shows that the largest landslide is not sub-segmented (Fig. S7c), and the size reduction is in fact due to removal of border core points. This size reduction happens for all landslides and is actually detrimental as these points correspond to statistically significant change. HDBSCAN segmentation does not result in a scaling exponent of $pdf(A)$ significantly different from the connected component. HDBSCAN computation time with the python library is 45 seconds.

Discussion and conclusion

OPTICS and DBSCAN generates different segmentation than a connected component, which in some cases marginally improves the segmentation of large landslides compared to a connected component (e.g., landslide B in Fig. S7). However, they do not outperform a Connected Component in segmenting large strongly amalgamated landslides into several smaller ones. This is expected as the density of core points is actually nearly uniform in very large landslides. Density based clustering mostly affects clustering and noise detection on landslides close to the minimum cluster size (e.g., OPTICS) or border points where the core density drops (e.g., HDBSCAN). Yet, their impact on the pdf of source area remains marginal. Given that a trial and error approach is systematically needed to evaluate the best clustering parameters; the much longer computation time of OPTICS is hardly suitable for large datasets. HDBSCAN is faster, however choosing the right set of parameters is difficult, and border points of large landslide tend to be removed. Consequently, we choose the fastest and simplest solution that has the benefit of being highly scalable to much larger dataset and is consistent with segmenting a dataset where within landslide point density is uniform.

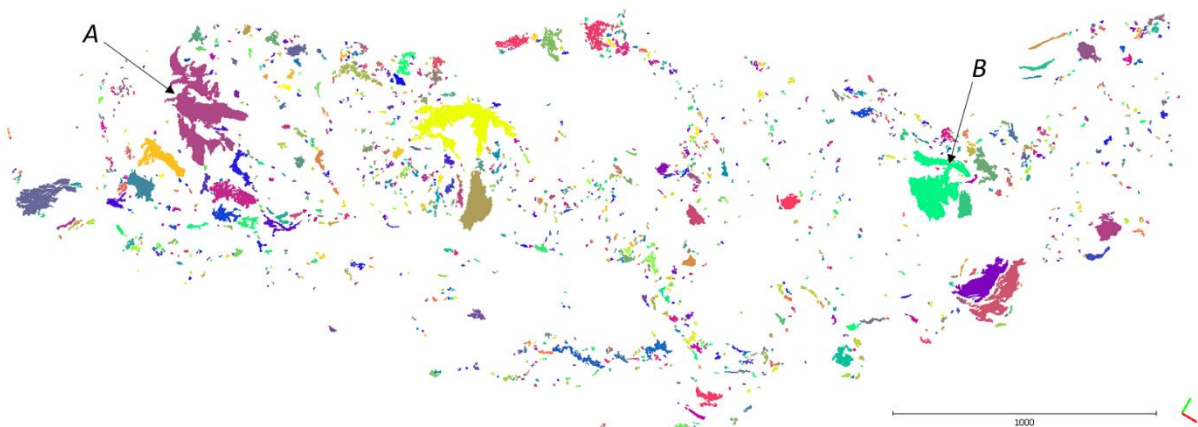
Table S3. summary of parameters tested for the 3 clustering algorithms used for source segmentation

	Algorithm parameter	Nb_cluster	% of pts not clustered	Largest source area (m ²)
Connected Component with $N_p=20$ and variable $min_samples$	1.5	1370	5.9	40,269
	2*	1270	4.2	40,272
	3	1061	3.7	40,819
	4	871	2.8	42,547
	6	634	1.7	42,809
OPTICS with $min_points=20$ and variable $epsilon$	3+	1335	17.6	34,350
	4	1632	13.7	34,350
	6	1793	11.7	34,346
	10	1873	10.6	34,346
HDBSCAN with $min_cluster_size=20$ and variable $min_samples$	1	1714	2.5	40,274
	10	1469	3.5	39,945
	15	1410	6.25	36,862
	20	1279	8.6	31,776
	25	1045	5.9	42,577

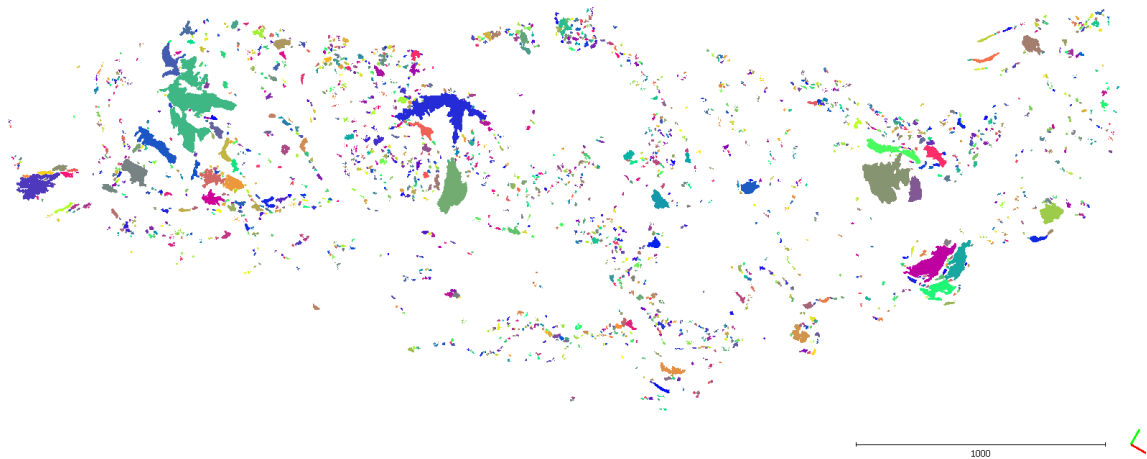
*: reference case used in the study before SNR and CDD filtering. +: minimum value for which the algorithm creates several clusters.

Figure S2. Best segmentation results of statistically significant core points with erosion obtained with Connected Component (a, reference dataset prior to SNR and CDD filtering), OPTICS (b), and HDBSCAN (c). The largest source is systematically A. Note the varying degrees of segmentation of sources B. Colors are random for each segmentation and not comparable.

a: Connected components, with $D_m=2$ m (reference dataset prior to SNR and CDD filtering)



b: DBSCAN-OPTICS with minimum cluster size = 20 and $\epsilon = 10$



c: HDBSCAN with minimum cluster size = 20 and minimum number of samples = 20

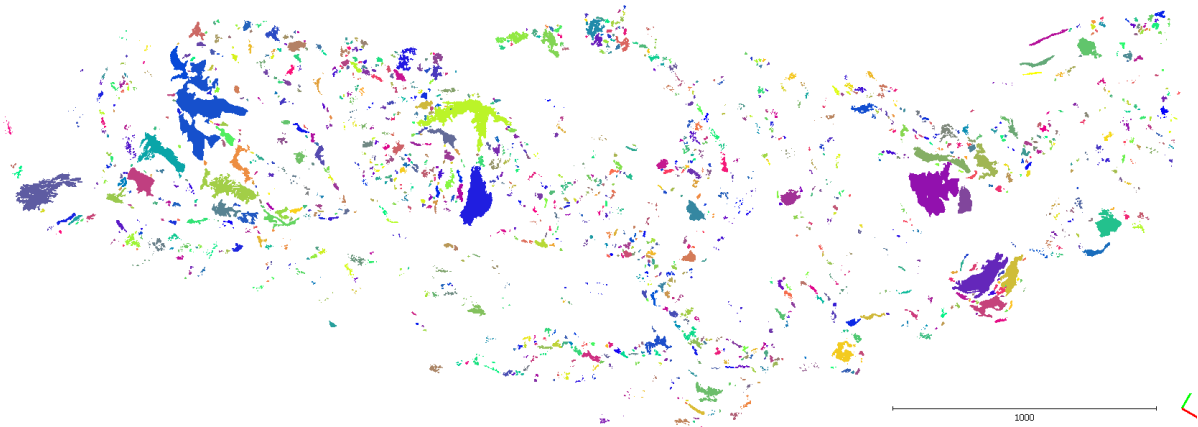


Figure S3. Probability density function of source area calculated for OPTICS, HDBSCAN and compared to the reference segmentation (Connected component, $N_p=20$, $D_m=2$ m) before SNR and CDD filtering. Fits for the segmentations shown in Fig. S1.

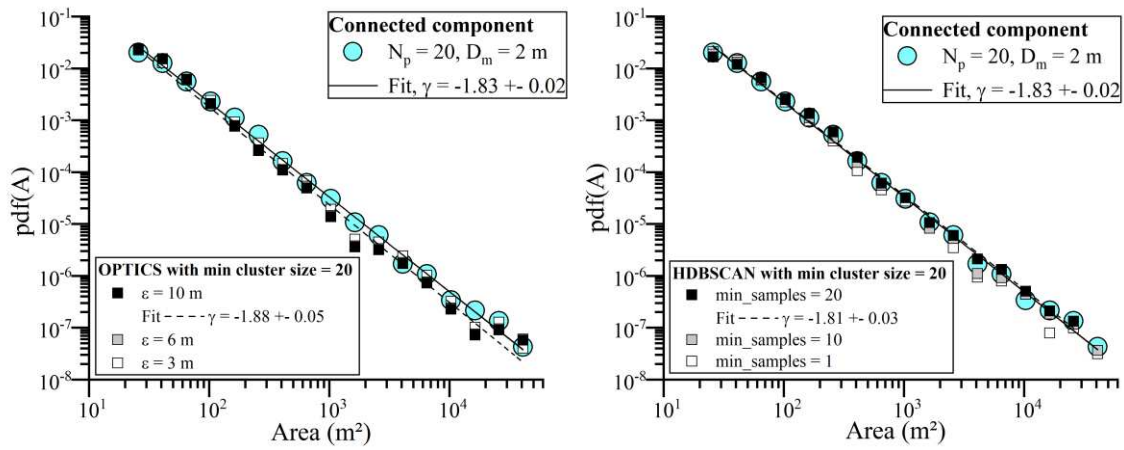


Figure S4. Map of the average number of laser returns from the post-EQ LiDAR data. The laser returns correspond to the number of targets a laser pulse has intercepted.

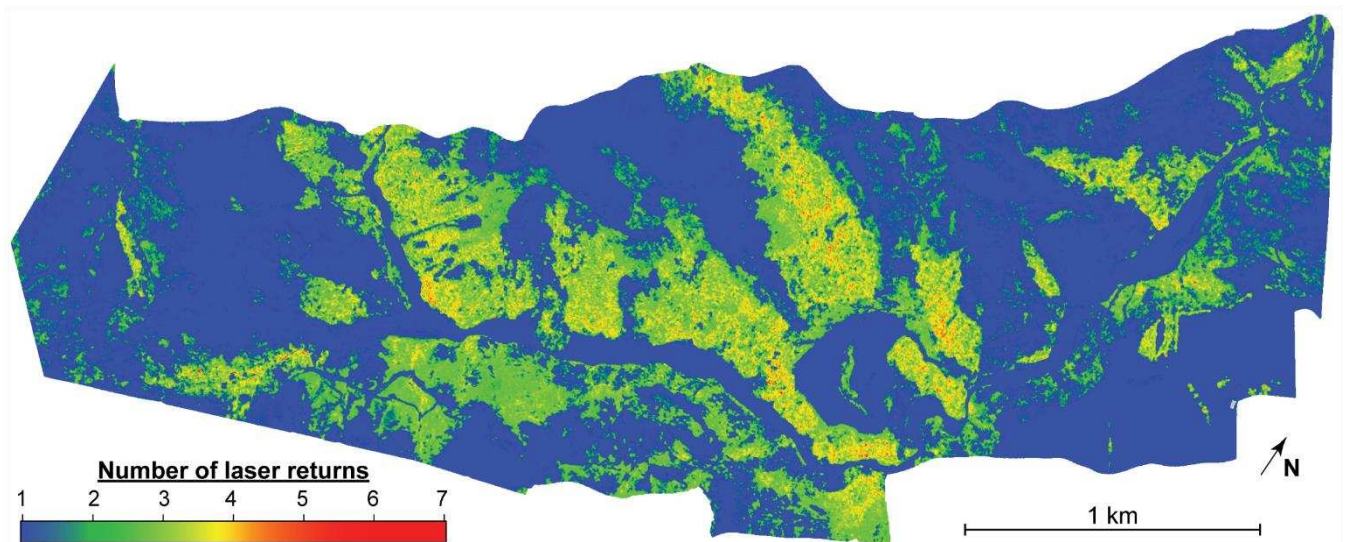


Figure S5. Map of the landslide source area only detected in the 3D predicted inventory with the classes corresponding to the Table 3.5. Landslide sources are overlaid on the post-earthquake orthoimagery (12-15-2016, Aerial survey, 2017).

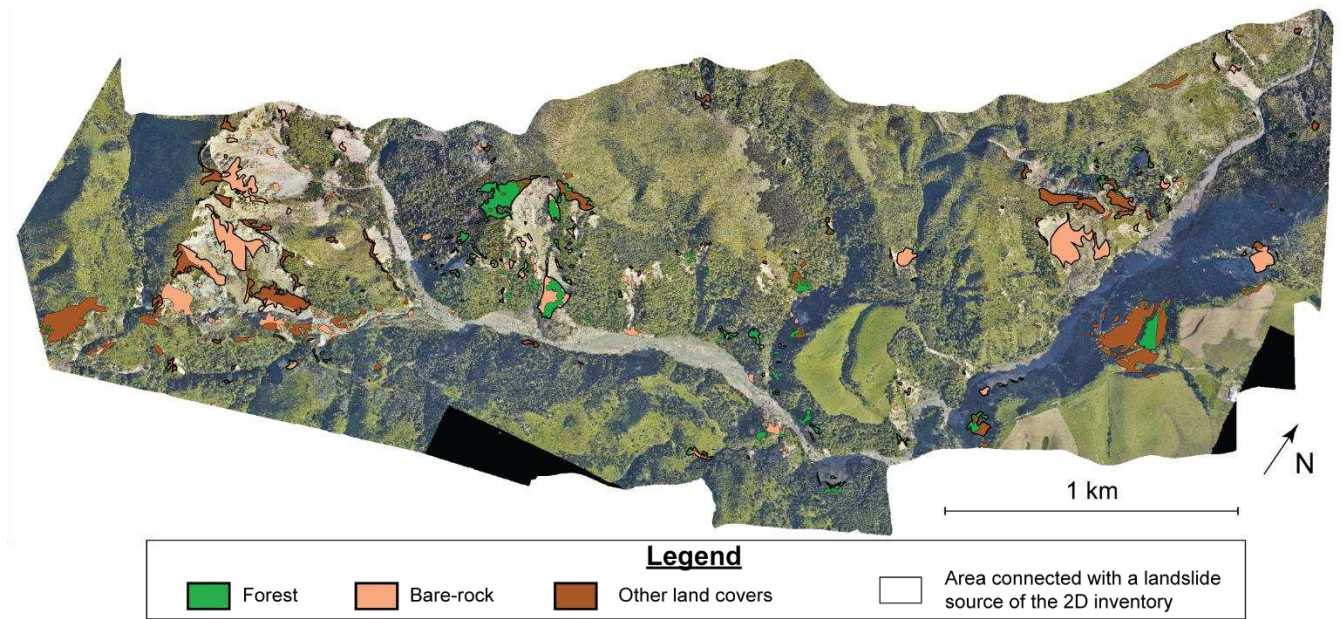


Figure S6. Slope distribution of landslide sources detected from 3D point cloud differencing

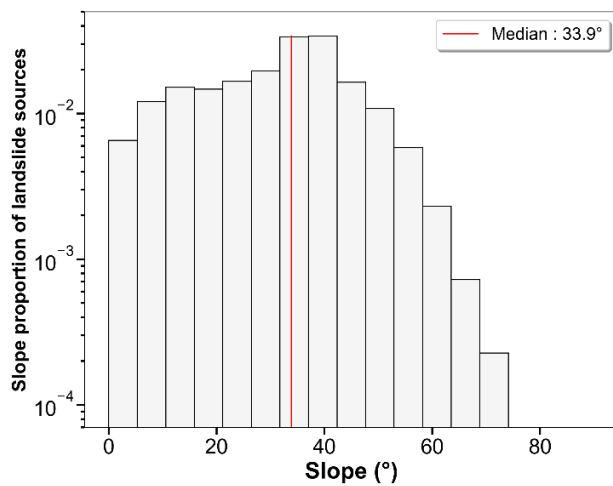


Fig S7. Sensitivity analysis to a) the registration error, b) the minimum segmentation distance and c) the SNR threshold to the landslide volume distribution.

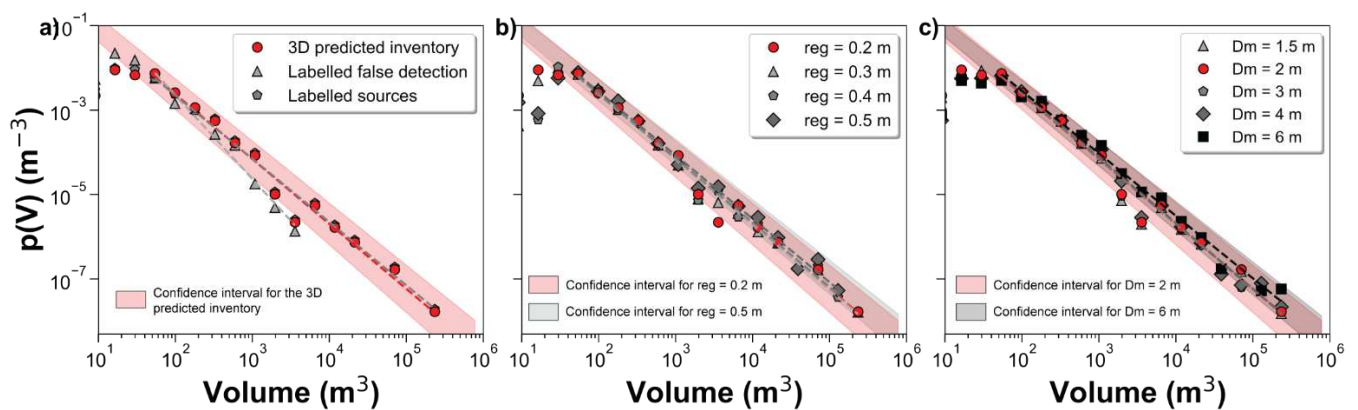


Fig S8. Sensitivity analysis to a) the registration error, b) the minimum segmentation distance and c) the SNR threshold to the landslide V-A relationship.

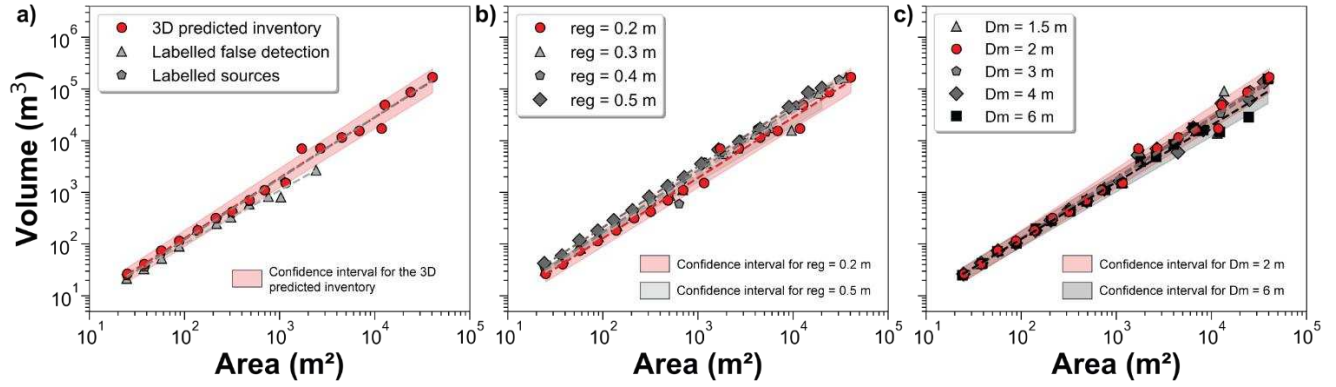


Table S4. Table of the result of the sensitivity analyses to the landslide inventory and the workflow parameters: reg , D_m . Units for the registration error reg and the minimum segmentation distance D_m are in meter.

Test	Value	N_{LT}	Landslide area distribution			Landslide volume distribution			V-A relationship		
			Log b	c	R^2	Log d	e	R^2	Log α	γ	R^2
Inventory	Predicted	433	0.65 ± 0.11	-1.64 ± 0.03	0.99	0.45 ± 0.23	-1.54 ± 0.07	0.98	-0.22 ± 0.10	1.17 ± 0.03	0.99
	Label FD	355	1.13 ± 0.20	-1.89 ± 0.08	0.98	1.32 ± 0.33	-1.98 ± 0.12	0.98	-0.05 ± 0.09	1.02 ± 0.04	0.99
	Label TP	384	0.60 ± 0.11	-1.61 ± 0.04	0.99	0.35 ± 0.23	-1.50 ± 0.06	0.98	-0.29 ± 0.10	1.18 ± 0.03	0.99
reg	0.2*	433	0.65 ± 0.11	-1.64 ± 0.03	0.99	0.45 ± 0.23	-1.54 ± 0.07	0.98	-0.22 ± 0.10	1.17 ± 0.03	0.99
	0.3	448	0.68 ± 0.13	-1.67 ± 0.04	0.99	0.45 ± 0.17	-1.54 ± 0.05	0.99	-0.19 ± 0.09	1.18 ± 0.03	0.99
	0.4	361	0.60 ± 0.09	-1.63 ± 0.03	0.99	0.42 ± 0.19	-1.52 ± 0.06	0.99	-0.15 ± 0.10	1.19 ± 0.03	0.99
	0.5	251	0.40 ± 0.16	-1.54 ± 0.05	0.98	0.44 ± 0.17	-1.50 ± 0.05	0.99	-0.04 ± 0.03	1.18 ± 0.01	0.99
D_m	1.5	486	0.69 ± 0.10	-1.67 ± 0.03	0.99	0.45 ± 0.25	-1.55 ± 0.07	0.98	-0.24 ± 0.12	1.18 ± 0.04	0.98
	2*	433	0.65 ± 0.11	-1.64 ± 0.03	0.99	0.45 ± 0.23	-1.54 ± 0.07	0.98	-0.22 ± 0.10	1.17 ± 0.03	0.99
	3	387	0.49 ± 0.14	-1.57 ± 0.04	0.99	0.50 ± 0.22	-1.55 ± 0.06	0.98	-0.22 ± 0.08	1.16 ± 0.03	0.99
	4	337	0.43 ± 0.15	-1.54 ± 0.05	0.99	0.55 ± 0.19	-1.56 ± 0.05	0.99	-0.21 ± 0.08	1.16 ± 0.03	0.99
	6	252	0.25 ± 0.17	-1.45 ± 0.06	0.98	0.41 ± 0.16	-1.48 ± 0.05	0.99	-0.10 ± 0.09	1.10 ± 0.03	0.99

Chapitre 4 :

Approche méthodologique préliminaire pour l'analyse morphodynamique des paysages à la suite de perturbations exogènes par LiDAR aéroporté répété et simulation hydraulique 2D

4 Approche méthodologique préliminaire pour l'analyse morphodynamique des paysages à la suite de perturbations exogènes par LiDAR aéroporté répété et simulation hydraulique 2D

4.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons utilisé les données LiDAR de 2014 et 2017 présentées dans la région de Kaikoura afin de détecter et d'analyser les glissements de terrain déclenchés par le séisme de novembre 2016. Nous avons montré la présence de glissements de terrain en 2017 introduisant de large quantité de sédiments dans la rivière pouvant ainsi perturber sa dynamique et sa géométrie (Figure 4.1). Identifier et caractériser la réponse morphodynamique des rivières à la suite de perturbations externes comme les glissements de terrain co-sismiques est essentiel afin d'évaluer l'échelle de temps et comprendre les mécanismes par lesquelles les rivières évacuent les dépôts sédimentaires associés (e.g. Croissant et al., 2017b). Ces informations sont notamment cruciales pour la compréhension du rôle des glissements de terrain et des événements sismiques majeurs sur l'évolution des paysages (Hovius et al., 1997; Korup et al., 2010; Li et al., 2014; Parker et al., 2011) ainsi que pour la gestion efficace des risques naturels associés (Croissant et al., 2017a; Keefer, 1999; Robinson and Davies, 2013)

La disponibilité de données LiDAR avant (2010 et 2014) et à la suite de ces glissements (2017 et 2019) représente un potentiel pour l'étude de la réponse morphodynamique des rivières aux perturbations externes car il est possible (i) d'identifier et de quantifier les changements spatio-temporels du paysage et (ii) d'effectuer une analyse morphologique de la géométrie des rivières et ce sur un système pré-perturbation (2010 et 2014) et post-perturbation (2017 et 2019). Ainsi, il est possible d'analyser et quantifier la relation entre les changements topographiques mesurés et la réponse géométrique des rivières associée à ces changements.

Dans le chapitre 2, nous avons démontré que la simulation hydraulique 2D haute résolution offre de nombreux potentiels pour l'étude de l'organisation spatiale des paysages et de la géométrie des rivières à travers l'utilisation d'indicateurs hydro-géomorphiques comme la pente hydraulique, l'aire drainée spécifique et la largeur effective ainsi que l'utilisation du diagramme pente-aire drainée hydraulique. Nous avons également discuté de la nécessité d'appliquer ces indicateurs à différents bassins versants et contextes tectono-climatiques afin de mieux définir leur capacité à identifier des transitions importantes entre des processus géomorphologiques, définir des comportements généraux et détecter des anomalies dans la géométrie des paysages. L'application de la simulation hydraulique 2D sur le bassin versant de Towy-Robson représente donc une bonne opportunité pour l'analyse approfondie de la capacité de ces indicateurs à caractériser la géométrie des rivières à la suite de perturbations externes. Cependant, il existe actuellement des limites méthodologiques ne permettant pas l'utilisation systématique de la simulation hydraulique 2D à une variété de données haute résolution.

La première concerne l'estimation correcte de ces indicateurs qui nécessite d'évaluer la quantité des flux d'eau à l'échelle du bassin versant. Comme décrit dans le chapitre introductif, la quantité d'eau peut être estimée à l'échelle d'un bassin versant en considérant l'aire drainée comme un proxy du débit (Equation (1.14)). Cependant, la plupart des données haute résolution ne recouvrent pas l'intégralité des bassins versants étudiés, comme c'est le cas pour le bassin de Towy-Robson (Figure 3.2), notamment lié au coût d'acquisition des données LiDAR. L'extension des données est donc souvent limitée à des zones d'intérêts comme le long des failles ou des rivières ne représentant qu'une partie de la superficie totale du ou des bassins versants survolés. Ainsi, l'estimation de la quantité d'eau à l'échelle du bassin versant n'est, dans la plupart des cas, pas possible à partir de données haute résolution. La seconde limite concerne le temps de calcul de la simulation hydraulique lorsque celle-ci est appliquée à l'ensemble de la topographie (versants et rivières). En fonction de la taille du bassin versant, le temps de calcul peut facilement atteindre plusieurs jours pour une analyse à haute résolution (6 jours dans le cas du bassin d'Elder Creek à 1 m de résolution). Cependant, l'application de la simulation hydraulique à l'ensemble de la topographie n'est pas toujours nécessaire ni souhaitée comme dans le cas présent où l'analyse morphologique est principalement concentrée sur les rivières. Le développement d'une méthode permettant (i) l'estimation de l'aire drainée en amont de la zone non couverte par les données LiDAR et (ii) la limitation du temps de calcul, est donc nécessaire afin de faciliter l'utilisation systématique de la simulation hydraulique à une variété de données haute résolution et de contextes tectono-climatiques.

L'objectif principal de ce chapitre est de présenter les premières réflexions et approches méthodologiques abordées pour l'analyse haute résolution de la réponse post-sismique des paysages et quelques résultats préliminaires sur l'utilisation des indicateurs définis dans le chapitre 2 au présent contexte. Ce chapitre vise notamment à :

- 1- Proposer une approche méthodologique préliminaire intégrant la détection de changements topographiques à partir de LiDAR répété et l'analyse morphologique à partir de simulation hydraulique 2D afin de permettre l'analyse de la relation entre les changements topographiques observés et la réponse géométrique des rivières.
- 2- Intégrer à cette approche une méthode permettant d'estimer la quantité des flux d'eau dans les cas où les données haute résolution ne couvrent pas l'intégralité du bassin versant étudié et permettant de limiter le temps de calcul de la simulation hydraulique 2D.
- 3- Appliquer cette approche méthodologique aux données haute résolution LiDAR de 2017 et 2019 pour (i) évaluer les changements topographiques dans la rivière induits par les glissements de terrain et (ii) analyser la relation pente-aire drainée hydraulique sur ce bassin en comparaison du bassin versant de Elder Creek situé en Californie étudié dans le chapitre 2.

Le bassin versant de Towy-Robson a une superficie d'environ 34 km². La superficie couverte à la fois par les données LiDAR de 2017 et 2019 est de 12 km², représentant ainsi près d'un tiers de la superficie totale du bassin versant, et se situe à l'exutoire de celui-ci. Le système étudié ici draine ainsi une surface

près de deux fois supérieure au bassin versant d’Elder Creek. La rivière est de type alluviale en tresse, constituée de multiples chenaux, pour laquelle le lit est rempli de sédiments grossiers (i.e. sables, galets, blocs) pouvant être mobilisés lors de grandes crues. La rivière reste partiellement confinée entre les flancs de la vallée dont la largeur peut atteindre jusqu’à 100 m par endroits (estimée à partir d’images et des MNT-HR). Ainsi, le bassin de Towy-Robson présente un contexte assez différent du bassin d’Elder creek rendant l’analyse du digramme pente-aire drainée hydraulique potentiellement intéressante afin d’explorer davantage sa capacité à extraire des informations sur l’organisation spatiale des paysages.

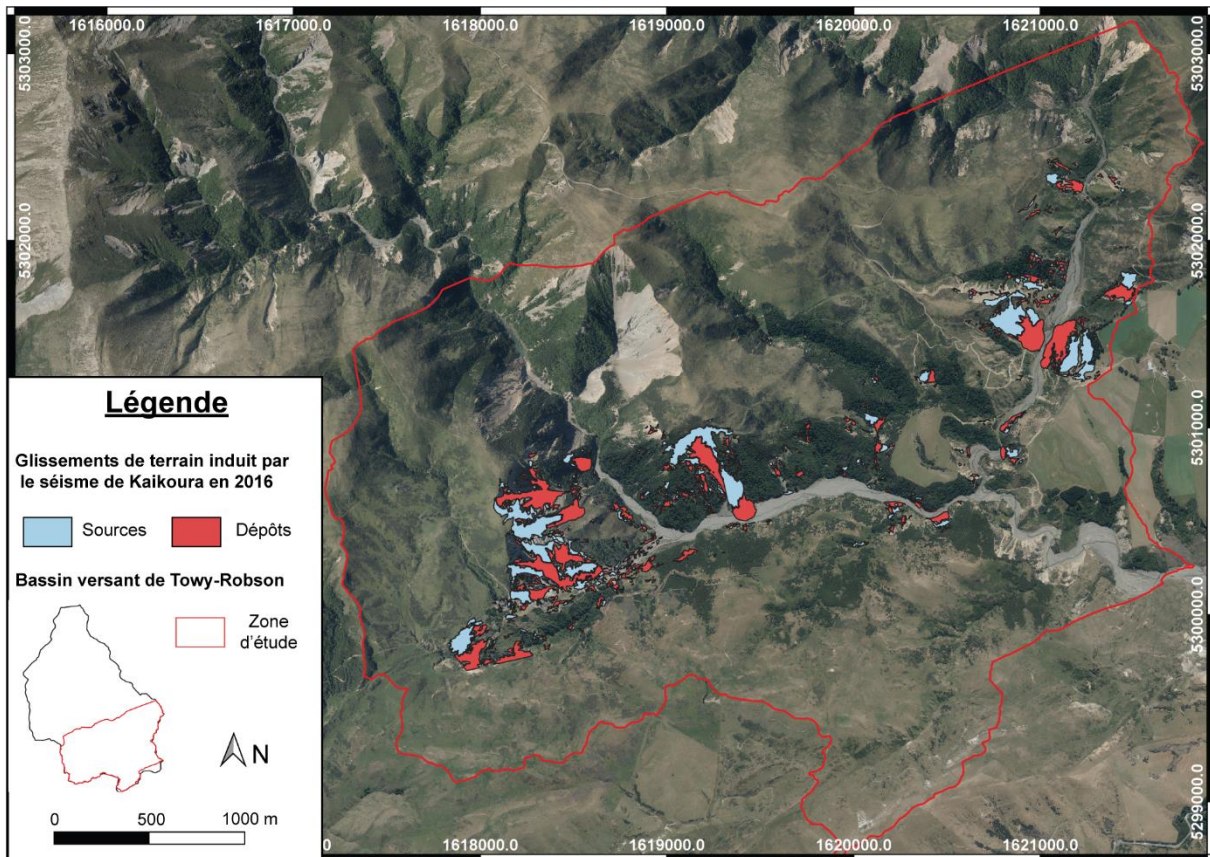


Figure 4.1 – Carte de la zone d’étude montrant les orthophotos aériennes prises lors de l’acquisition des données LiDAR de 2017 et les glissements de terrain induits par le séisme de Kaikoura détectés dans le chapitre 3. La ligne rouge montre l’étendue des MNT LiDAR de 2017 et 2019 (LINZ, 2017a).

4.2 Méthodologie

4.2.1 Traitement global des données

L’approche méthodologique globale est présentée en figure 4.2. Celle-ci consiste à détecter les changements topographiques sur les rivières et les versants directement à partir des nuages de points 3D à l’aide de l’algorithme M3C2 (Lague et al., 2013). L’analyse morphologique est réalisée à l’aide du modèle hydrodynamique Floodos (Davy et al., 2017) appliqué sur les modèles numériques de terrain dérivés des nuages de points.

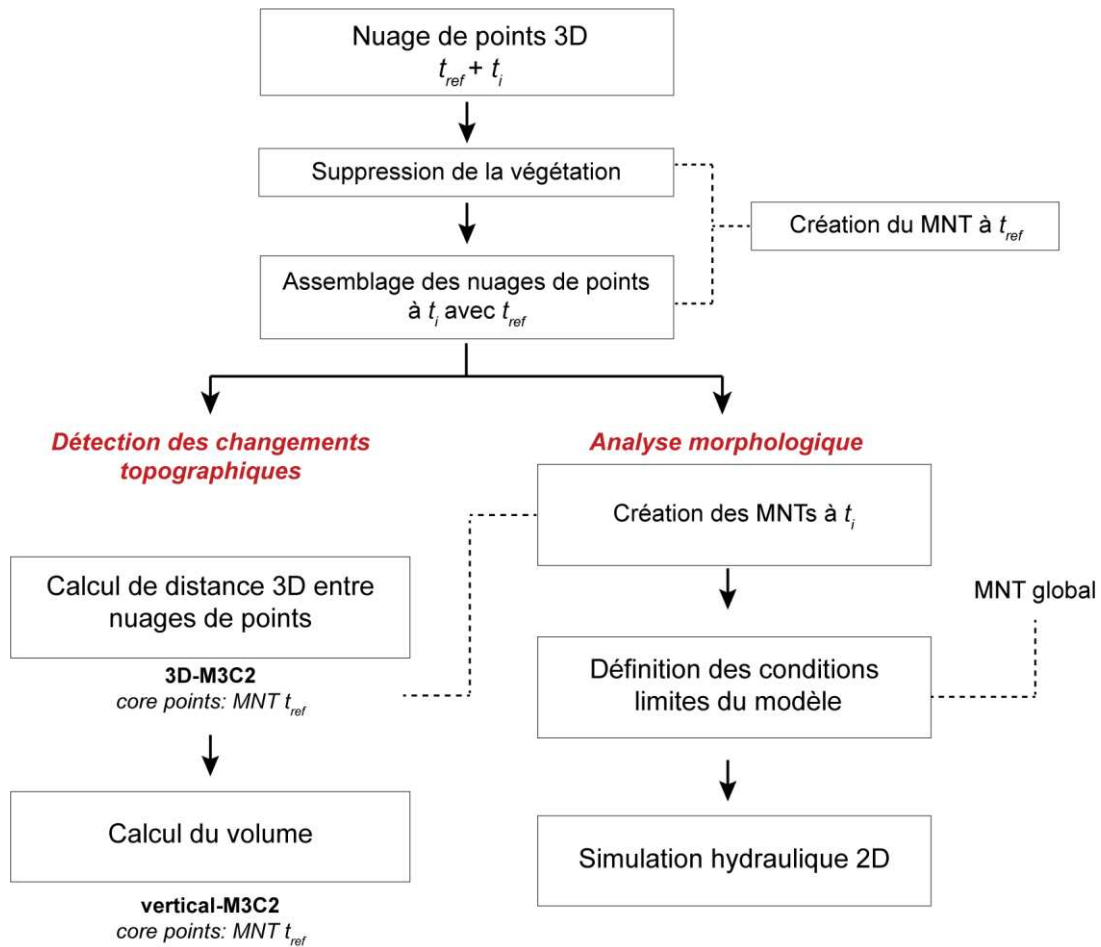


Figure 4.2 - Chaîne de traitements des données LiDAR pour la détection de changements topographiques et l'analyse morphologique à partir de simulation hydraulique 2D dans le cas où les données haute résolution recouvrent partiellement l'étendue du bassin versant.

4.2.2 Assemblage des nuages de points 3D

Comme décrit dans la section 3.3, la détection de changements topographiques nécessite que les données soient assemblées signifiant que les points représentant la même surface soient le plus proche possible. Une attention particulière à l'analyse de la qualité des données est recommandée au préalable afin d'évaluer les potentielles sources d'erreurs comme les mauvais alignements des lignes de vols ou encore des erreurs de classification (voir section 3.3). L'estimation de l'erreur d'assemblage résiduelle doit être aussi évaluée afin de la prendre en compte dans le modèle d'incertitude appliqué à la détection de changement. L'assemblage est réalisé uniquement à partir de la surface topographique, ainsi la végétation doit être préalablement retirée de tous les nuages de points. La présente approche utilise une méthode d'assemblage relatif, signifiant que les nuages de points sont assemblés à partir d'un nuage de points de référence sans données de positionnement additionnelles (e.g. GPS). Ici, l'assemblage est réalisé par un nouvel algorithme appelé ICP-M3C2, développé par Paul Leroy et Dimitri Lague au sein de Géosciences Rennes. Cet algorithme n'est pas encore publié et ce chapitre a été l'opportunité de le

tester sur un cas concret. Le fonctionnement actuel de ICP-M3C2 est décrit ci-après mais certains aspects peuvent différer de la version finale qui sera publiée. La version utilisée est la V.0.4.

4.2.2.1 ICP-M3C2

ICP-M3C2 utilise M3C2 (Lague et al., 2013) de manière itérative afin d'estimer la transformation optimale qui minimise la distance entre deux nuages de points. Contrairement à une ICP classique (Besl and McKay, 1992), l'assemblage des deux nuages ne se fait pas par minimisation de la distance entre les points du nuage de référence et du nuage comparé les plus proches mais par minimisation de la distance orthogonale moyenne entre les deux nuages à une échelle locale. La position moyenne des deux nuages est définie selon l'échelle de projection d de M3C2 et la distance est calculée le long de la normale à la surface à cette échelle. Cette approche présente l'avantage de prendre en compte la structure géométrique locale de la surface topographique et la relation 3D entre les objets. Cette méthode est une méthode d'assemblage fine et suppose que les nuages de points sont déjà assemblés de manière approximative.

ICP-M3C2 prend en entrée deux nuages de points : un nuage de référence et un nuage comparé. Le nuage de points comparé est le nuage de points sur lequel la transformation optimale sera appliquée. Comme M3C2 est utilisé pour calculer les distances entre les deux nuages de points, l'échelle de normale D et de projection d ainsi que la taille maximum du cylindre de projection p_{max} doivent être spécifiés. Comme les nuages de points LiDAR peuvent être très dense, le domaine de calcul peut être réduit à un ensemble de core points initiaux, défini dans un premier temps par l'utilisateur, qui peut être soit le nuage de points de référence (si celui-ci n'est pas trop large) ou un sous-échantillonnage régulier ou non des données permettant de réduire le temps de calcul. Ensuite, les core points sont filtrés à partir d'un sous-échantillonnage homogène de la distribution des normales permettant d'assurer un échantillonnage homogène des pentes. Les core points résultant constituent le domaine de calcul à partir duquel les distances M3C2 seront estimées et la transformation optimale évaluée à chaque itération. Cependant, l'évaluation de la transformation optimale sur un échantillonnage de l'ensemble de la surface des nuages de points peut être problématique en raison de la présence de zones de changements topographiques. Ainsi et à chaque itération, les core points peuvent être filtrés en fonction d'une valeur seuil de distance M3C2 ou/et d'incertitude associée. Les seuils possibles sont :

- Le niveau d'incertitude sur les distances ($LoD_{95\%}$, Equation (3.2)) défini par une valeur maximum ou les percentiles 25, 50 et 90.
- La distance M3C2 maximum à considérer défini en fonction d'une valeur absolue ou par l'équation suivante :

$$|dist_{M3C2} - \overline{dist_{M3C2}}| > a \times \sigma_{M3C2} \quad (4.1)$$

Où $dist_{M3C2}$ et $\overline{dist_{M3C2}}$ sont respectivement la distance M3C2 calculée en un point et la distance M3C2 moyenne, a est un coefficient défini par l'utilisateur et σ_{M3C2} l'écart-type de la distribution des distances M3C2. Cette approche présente l'avantage d'éviter la délimitation manuelle des zones stables a priori.

L'estimation de la transformation optimale s'arrête en fonction du nombre d'itérations ou de la valeur du critère d'arrêt défini par l'utilisateur. Le critère d'arrêt C est basé sur la minimisation de l'écart-type des distances M3C2 et est défini comme suit :

$$C = \frac{|\sigma_{M3C2}^i - \sigma_{M3C2}^{i+1}|}{\sigma_{M3C2}^i} \times 100 \quad (4.2)$$

Où σ_{M3C2}^i et σ_{M3C2}^{i+1} sont respectivement l'écart-type de la distribution des distances 3D calculées par M3C2 à l'itération i et $i+1$.

4.2.2.2 Paramétrage et application de ICP-M3C2 au cas présent

Dans ce chapitre, la méthode est appliquée aux données de 2017 et 2019. Le nuage de référence sélectionné est celui de 2017 car ces données ont été géoréférencées à partir de données de positionnement externes comme des points de contrôle au sol (LINZ, 2017a). ICP-M3C2 est donc utilisé ici pour assembler le nuage de points de 2019 à celui de 2017.

Les valeurs de l'échelle de la normale D et l'échelle de projection d sont déterminées selon la méthode décrite en section 3.3. J'ai sélectionné $D = 8$ m car à cette échelle le rapport entre l'échelle de normale et la rugosité moyenne de la surface est supérieur à 25 pour plus de 95% des *core points* respectant le critère proposé par Lague et al., (2013) (Figure 4.3). L'échelle de projection d est déterminée en fonction de la densité de points moyenne la plus basse entre les deux nuages de points comme $d \sim 25/\pi res$. Ainsi, j'ai choisi $d = 3$ m. La taille maximum du cylindre p_{max} utilisée est de 3m. Les *core points* initiaux correspondent au MNT du nuage de référence. Ce choix a pour objectif de simplifier la méthode en considérant les mêmes *core points* pour l'évaluation de la qualité de l'assemblage, la détection de changement et l'analyse morphologique. Si celui-ci n'est pas fourni avec le nuage de points, une étape de création du modèle numérique de terrain est nécessaire. Ici, les *core points* initiaux correspondent au MNT à 1m de résolution de 2017 fourni avec les données.

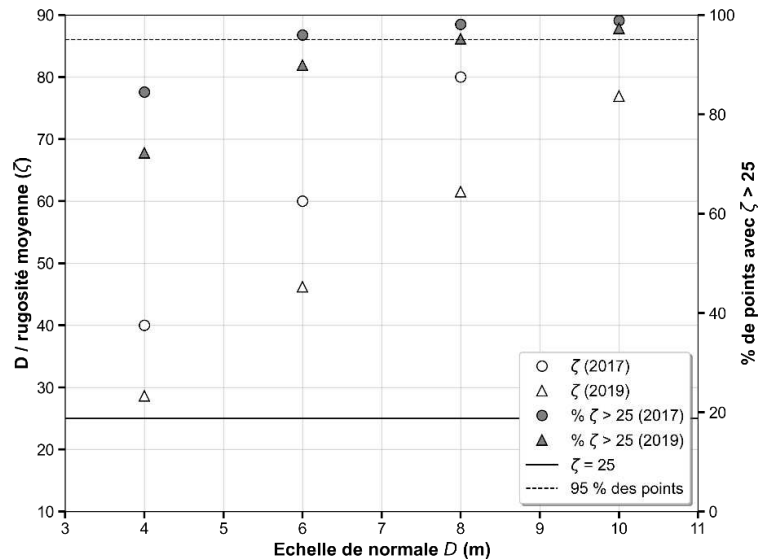


Figure 4.3 - Analyse du rapport entre l'échelle de normale D et la rugosité moyenne en fonction de différentes échelles de normale pour les MNT de 2017 et 2019 du bassin de Towy-Robson. Le pourcentage de points dont ce rapport est supérieur à 25 est aussi indiqué.

Comme ce chapitre constitue une des premières applications de ICP-M3C2 sur un cas d'étude, le paramétrage a été exploratoire. La réalisation de l'assemblage s'est faite en deux étapes avec deux paramétrisations différentes. La première étape consiste en un premier assemblage dont les points distants de plus de deux fois l'écart-type (2σ) des distances M3C2 et dont l'incertitude sur la distance est supérieure au percentile 25 ont été filtrés. Cette première étape permet un assemblage préliminaire sans être trop strict sur le filtrage des distances. Une deuxième étape consiste à appliquer ICP-M3C2 en étant plus strict sur le filtrage des distances maximum considérées. Les points distants de plus de 0.3 fois l'écart-type (0.3σ) des distances M3C2 ne sont pas pris en compte.

Dans la présente application aux données de 2017 et 2019, la première étape de l'assemblage considère uniquement des points dont la distance M3C2 est inférieure à 43 cm avec une incertitude maximum de 3 cm. La seconde étape considère uniquement les points dont la distance M3C2 est inférieure à 16 cm pour la finalisation de l'assemblage.

Table 4.1 – Valeurs des paramètres utilisés dans ICP-M3C2 pour l’assemblage et M3C2 pour la détection de changements topographiques.

	<i>D</i>	<i>d</i>	<i>pmax</i>	LoD _{95%} max	Distance M3C2 max
Assemblage avec ICP-M3C2	8	4	3	Percentile 25	2 / 0.3
Définition des zones stables avec M3C2	8	4	3	-	-
Détection de changements avec M3C2	8	4	30	-	-

4.2.2.3 Evaluation de l’erreur d’assemblage *reg*.

Comme montré dans l’équation (3.2), l’erreur résiduelle d’assemblage *reg* doit être estimée afin d’être prise en compte dans le modèle d’incertitude *LoD_{95%}* des distances calculées par M3C2. Dans les cas où aucune données GPS au sol sont disponibles, l’erreur résiduelle d’assemblage *reg* peut être définie à partir de l’analyse de la distribution des distances calculées entre les deux nuages sur des zones considérées stables. Celles-ci sont définies dans un premier temps à partir d’un calcul M3C2 en 3D (3D-M3C2) à partir duquel les points ayant une distance 3D-M3C2 inférieure à deux fois l’écart-type sont extraits. Ce seuil a été choisi car cela permet de ne pas prendre en compte les changements les plus importants (e.g. glissements de terrains volumineux) tout en évitant les biais potentiels causés par un seuil de distance M3C2 trop faible dans l’estimation de *reg*. Ensuite, les points dont l’incertitude sur la distance calculée est supérieure à un écart-type sont filtrés afin de ne garder que les zones dont les distances mesurées sont les plus fiables (i.e. faible rugosité et densité de points suffisante). Afin d’éliminer un maximum de changements potentiels restants sur les versants associés aux glissements de terrain (e.g. les changements faibles situés aux limites d’extension des glissements), les points dont la pente est supérieure à 30° ne sont pas pris en compte. Les rivières sont manuellement filtrées et non prises en considération dans la définition des zones stables. L’erreur d’assemblage résiduelle *reg* est ensuite déterminée comme l’écart-type des distances M3C2 sur les zones stables.

Dans cette étude, le MNT des données 2019 étant déjà disponible, celui-ci a été assemblé au MNT 2017 en appliquant la transformation optimale estimée par ICP-M3C2 à partir du nuage de points 3D et rééchantillonné selon la même grille que le MNT de 2017.

4.2.3 Détection des changements topographiques

La détection et la quantification des volumes des changements topographiques consiste en une différence 3D entre les nuages de points à l'aide de l'algorithme M3C2 (Lague et al., 2013). L'algorithme M3C2 est utilisé pour ces nombreux avantages dans le calcul de distance 3D entre nuages de points et la prise en compte des incertitudes associées (i.e. rugosité et nombre de points, voir section 3.3). La méthode consiste à utiliser un premier calcul 3D-M3C2 afin de détecter les changements significatifs de façon précise sur l'ensemble du paysage (versants et rivières). Le calcul du volume est ensuite déterminé par le calcul des distances verticales vertical-M3C2 entre les nuages de points représentant les changements significatifs détectés en 3D. Ici, nous sommes intéressés essentiellement par l'impact des glissements de terrain sur l'évolution morpho-dynamique des rivières. Ainsi, l'application complète de la méthode présentée en section 3.3 doit être considérée pour la détection et la segmentation correcte des glissements de terrain sur les versants. Cependant, sur les topographies planes comme les lits des rivières, l'étape de segmentation n'est pas nécessaire et n'est donc pas réalisée ici.

Les valeurs d'échelle de normale et de projection utilisées sont les mêmes que pour ICP-M3C2 (Table 4.1). La taille maximum du cylindre a été choisie par essai et erreur afin de capturer le changement maximum observé entre 2017 et 2019 et correspond à 30 m.

4.2.4 Approches de l'analyse morphologique par simulation hydraulique 2D

L'analyse morphologique est réalisée à partir de la simulation hydraulique 2D qui est assurée par le modèle hydrodynamique Floodos (Davy et al., 2017). Ce modèle requière au préalable l'interpolation des nuages de points en une grille régulière 2D. Ainsi, les modèles numériques de terrain issu des nuages de points 3D à t_i doivent être créés. La création de ceux-ci doit se faire suivant la même grille (ou le même échantillonnage) que le MNT-HR de référence afin d'effectuer les analyses sur les mêmes points. Comme indiqué dans l'introduction de ce chapitre, l'objectif ici est de définir une approche méthodologique permettant l'application de la simulation hydraulique 2D dans les cas où les données LiDAR ne recouvrent pas l'entièreté de la superficie du bassin versant. Dans de tels cas, l'aire drainée amont manquante doit être estimée afin d'avoir une évaluation correcte de la quantité des flux d'eau présents sur la zone d'étude.

4.2.4.1 Estimation de l'aire drainée en amont de l'extension des données LiDAR

L'estimation de l'aire drainée amont manquante sur la zone d'étude est réalisée en deux étapes principales qui consistent (i) au calcul de l'aire drainée sur l'ensemble du bassin versant et (ii) à l'interpolation des valeurs en bordure du MNT haute résolution. Ce calcul sur l'ensemble du bassin versant est réalisé à partir d'un MNT global ou régional à plus basse résolution (Figure 4.4) et d'un algorithme D8 (O'Callaghan and Mark, 1984). Ensuite, les valeurs d'aire drainée obtenues sont

interpolées sur les bordures du MNT haute résolution en deux étapes. La première consiste à extraire les contours du MNT-HR, et la seconde à déterminer la valeur d'aire drainée amont manquante pour chaque point situé en bordure du MNT-HR. Cette aire manquante est déterminée à partir de la valeur d'aire drainée du point amont le plus proche (i.e. interpolation par plus proches voisins) du MNT global divisée par la largeur du pixel de celui-ci. Ces deux étapes sont réalisées avec Cloudcompare (EDF R&D, 2011). Le MNT global utilisé pour le calcul d'aire drainée à l'échelle du bassin versant est un MNT de 2012 à 8 m de résolution recouvrant toute la Nouvelle-Zélande ((Geographx, 2014 ; dernier accès: 08-12-2021), Figure 4.4a).

Une fois l'aire drainée amont manquante estimée sur les bords du MNT-HR, une valeur de 1 est attribuée aux points ne se situant pas sur les bordures permettant ainsi d'obtenir une grille de pondération des aires drainées sur l'ensemble de la couverture du MNT-HR. Cette grille définit notamment les conditions limites du modèle hydrodynamique lorsque celui-ci est appliqué sur l'ensemble de la topographie. La sortie des flux d'eau est définie comme l'exutoire du bassin versant et est déterminée manuellement.

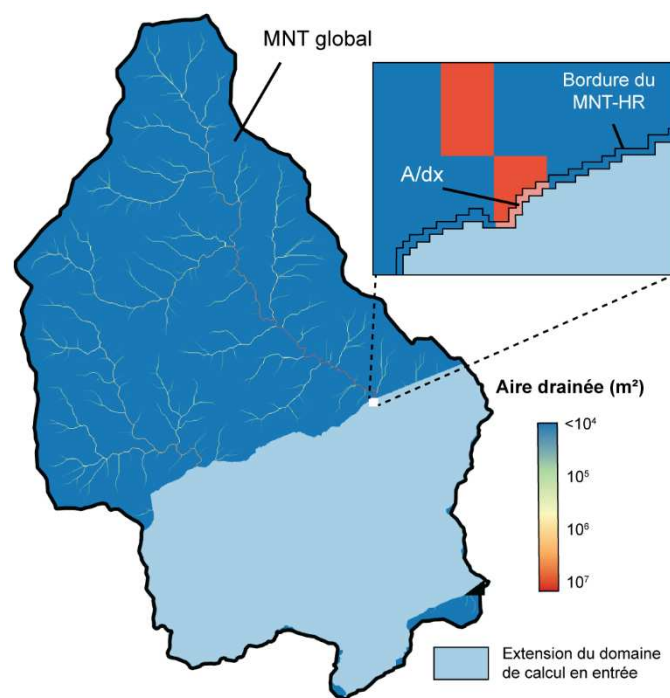


Figure 4.4 – Cartes illustrant l'étape d'estimation de l'aire drainée sur l'ensemble du bassin versant de Towy-Robson et d'interpolation sur les bordures du MNT-HR. Les valeurs d'aire drainée inférieures à 10^4 m² ont été saturées afin de simplifier la lecture de la carte.

4.2.4.2 Conditions initiales de la simulation hydraulique 2D

L'approche de la simulation hydraulique est similaire à celle utilisée au chapitre 2 dont l'objectif vise à acheminer l'écoulement de surface à haute résolution en tenant compte du remplissage des dépressions,

et de la propagation de l'eau dans les rivières. La simulation est basée sur un taux de ruissellement r en entrée constant en considérant que celui-ci résulte uniquement de l'excès de la capacité d'infiltration du sol. Le taux de ruissellement en entrée du modèle est de $r = 10$ mm/h. Le modèle est appliqué en mode stationnaire pour lequel le volume du précipiton reste constant le long de son chemin. Afin d'assurer la convergence du modèle vers la bonne solution, le volume du précipiton choisi est de $2 \cdot 10^{-3}$ m³ afin de respecter le critère de stabilité défini par Davy et al. (2017) (Equation (2.4)). Cependant, l'utilisation d'un volume faible du précipiton induit un remplissage des dépressions initial plus long et augmente ainsi le temps de calcul final. Une nouvelle version de Floodos est utilisée ici permettant la diminution progressive du volume de précipiton initial durant le calcul. Le volume de précipiton a été réduit progressivement de 0.2 m³ à $2 \cdot 10^{-3}$ m³. Le coefficient de friction de Manning est supposé constant et uniforme sur l'ensemble du bassin versant et égal à $n = 0.04$.

En supposant une pluie uniforme et constante à l'échelle du bassin versant, le flux d'eau total du bassin versant est défini comme :

$$Q = rA_{BV} = \frac{NdV}{t} \quad (4.3)$$

Où A_{BV} est la superficie du bassin versant en m², N le nombre de précipiton en entrée du modèle, dV le volume d'un précipiton en m³ et t le temps en s. Ainsi, la simulation de base considère un flux d'eau d'entrée total $Q = 95.8$ m³/s et $t = 714.3$ s.

Si la simulation hydraulique est appliquée à l'ensemble du bassin versant (i.e. versants et rivières), le temps de calcul nécessaire, pour qu'il y ait au moins un précipiton qui tombe sur chaque cellule du bassin versant, serait d'environ 11.4 jours. Ainsi, si l'on est intéressé principalement par l'analyse hydro-morphologique des rivières, l'application du modèle sur l'ensemble de la topographie résulterait en un temps de calcul plus long que nécessaire. Dans ce qui suit, je présente deux approches permettant de limiter le temps de calcul. Ces deux approches se basent sur l'utilisation d'un seuil d'aire drainée A_{seuil} afin de définir l'étendue de la surface sur laquelle l'analyse morphologique sera effectuée. Cependant, ces approches diffèrent par la méthode utilisée. La première est réalisée en amont de l'application du modèle et consiste à réduire la taille du domaine de calcul, défini comme la surface sur laquelle les précipitons sont 'lancés'. Dans cette approche, la surface située en amont de A_{seuil} ne reçoit aucun précipiton, ainsi aucun calcul n'est effectué dessus. La seconde approche consiste à appliquer le modèle hydraulique sur l'ensemble de la topographie mais à limiter le temps de calcul au temps nécessaire pour atteindre l'état stationnaire à A_{seuil} . Cela est effectué en sous-échantillonnant le nombre de précipiton en entrée du modèle. Ces deux approches sont décrites ci-après.

A) Approche n°1 : Réduction de la taille du domaine de calcul

Dans cette approche, le domaine de calcul est défini et réduit à la surface topographique dont l'aire drainée est supérieure à A_{seuil} . Cette méthode permet limiter les calculs sur la superficie aval à A_{seuil} (i.e.

correspondant aux versants) réduisant ainsi le temps de calcul global de la simulation. La technique utilisée pour définir le domaine de calcul est similaire aux méthodes classiques d'extraction d'un réseau hydrographique qui consiste au (i) remplissage des dépressions, (ii) calcul des directions de flux, (iii) calcul de l'accumulation des flux (i.e. de l'aire drainée) et (iv) extraction du réseau hydrographique par un seuil critique d'aire drainée (section 1.4.1.1 ; (Tarboton, 2003)). Le calcul de l'aire drainée est assuré par l'utilisation d'un algorithme D8 (O'Callaghan and Mark, 1984) et de la grille de pondération des aires drainées définie précédemment afin de prendre en compte la superficie de l'ensemble du bassin versant (section 4.2.4.1). Dans cette approche, les précipitations sont 'lancés' uniquement sur les cellules dont la valeur d'aire drainée est supérieure à A_{seuil} (Figure 4.5). La superficie amont n'étant prise en compte uniquement au niveau des limites amonts du domaine de calcul pour lesquelles le flux d'eau en entrée Q_{in} est :

$$Q_{in} = rA_{up} \quad (4.4)$$

Où A_{up} est l'aire drainée amont au niveau de la limite amont du domaine de calcul. A_{up} peut être proche de A_{seuil} pour les limites amont situées sur l'étendue du MNT-HR ou supérieure à A_{seuil} au niveau des bordures du MNT-HR (Figure 4.5).

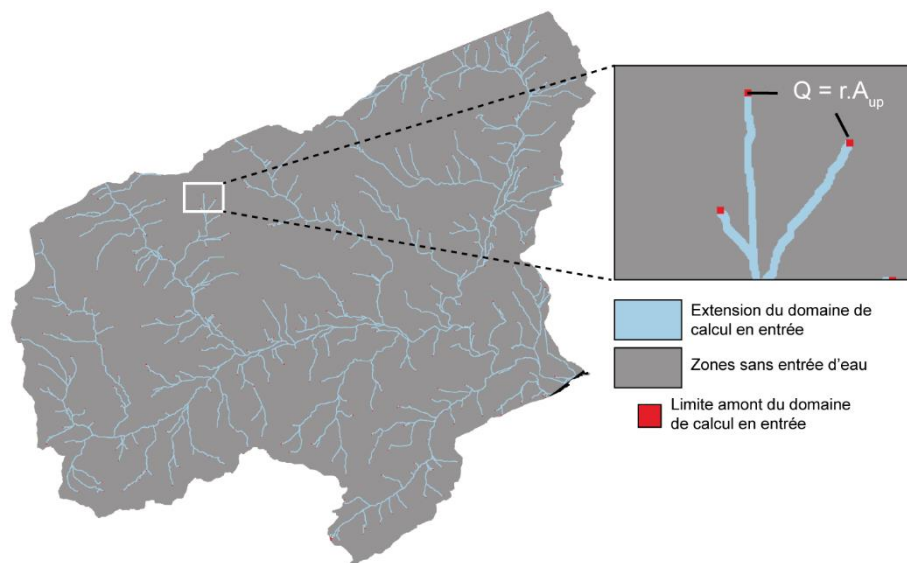


Figure 4.5 – Illustration montrant un exemple des conditions limites du modèle hydrodynamique selon l'approche par réduction du domaine de calcul. Ici, les conditions aux limites sont définies pour un $A_{seuil} = 10\,000\text{ m}^2$.

B) Approche n°2 : Approche par sous-échantillonnage du nombre de précipitations en entrée

Ici, le modèle est appliqué sur l'ensemble de la topographie. Cette approche consiste à limiter le temps de calcul en arrêtant la simulation au temps t pour lequel l'état stationnaire est atteint pour une aire drainée seuil. Pour cela, il suffit de limiter le nombre de précipitations en entrée du modèle de tel sorte que chaque cellule drainant A_{seuil} cellules amonts reçoive au minimum un précipiton. Autrement dit, ce

nombre de précipiton doit être suffisant pour que la probabilité qu'au minimum un précipiton passe par chaque exutoire des bassins versants de superficie inférieure ou égale à A_{seuil} soit de 1.

La probabilité P_c qu'un précipiton 'tombe' dans une cellule du bassin versant total est définie comme :

$$P_c(A_{BV}) = \frac{x^2}{A_{BV}} \quad (4.5)$$

Où x est la largeur d'une cellule en mètre. La probabilité qu'une surface équivalente à A_{seuil} reçoive un précipiton est défini par :

$$p(A_{seuil}) = \frac{A_{seuil}}{x^2} P_c(A_{BV}) = \frac{A_{seuil}}{A_{BV}} \quad (4.6)$$

Enfin, le nombre de précipitons en entrée N nécessaire pour qu'il y est au moins un précipiton qui passe par l'exutoire de chaque bassin versant de superficie inférieure ou égale à A_{seuil} est défini par :

$$N = \frac{1}{p(A_{seuil})} = \frac{A_{BV}}{A_{seuil} x^2} \quad (4.7)$$

En combinant l'équation (4.3) et (4.7), le temps t_p nécessaire pour que chaque bassin versant d'une superficie inférieure ou égale à A_{seuil} reçoive au minimum un précipiton est donné par :

$$t_p = \frac{dV}{A_{seuil} r} \quad (4.8)$$

La convergence vers l'état stationnaire pour chaque A_{seuil} est ensuite déterminée au temps t à partir duquel la hauteur d'eau moyenne proche de ce seuil ne varie plus. Pour cela, la hauteur d'eau moyenne est calculée entre une gamme d'aire drainée spécifique a_s où $A_{seuil} \leq a_s < 10A_{seuil}$. Ce critère suppose que les surfaces où $a_s \geq 10A_{seuil}$ ont atteint l'état stationnaire lorsque celui-ci est défini selon pour les plus petites aires drainées spécifiques. L'évolution de la hauteur d'eau moyenne proche de chaque A_{seuil} en fonction du temps t est présentée en section 4.3.3.2. Le temps de calcul correspondant à l'état stationnaire pour chaque A_{seuil} est aussi présenté.

4.3 Résultats

4.3.1 Assemblage des données de 2017 et 2019

Un premier calcul 3D-M3C2 montre que les nuages de points de 2017 et 2019 ont un décalage moyen systématique de l'ordre de plusieurs dizaines de centimètres avec une moyenne et un écart-type des distances 3D de 0.28 m et 0.33 m respectivement (Figure 4.6 a)). Après application de ICP-M3C2, un deuxième calcul 3D-M3C2 sur les données assemblées ne montre plus ce décalage systématique (Figure 4.6 b)). Les valeurs de la transformation totale appliquée aux données sont présentées en Table 4.2. La moyenne des distances 3D obtenue est nulle avec un écart-type de 0.27 m. Les zones stables définies pour l'évaluation de l'erreur résiduelle d'assemblage représentent 5,743,802 points soit environ 46 %

de la superficie de la zone d'étude. L'erreur résiduelle d'assemblage *reg* des données 2019 estimée sur les zones stables est de 0.05 m (Figure 4.6).

Table 4.2 – Valeurs de la transformation totale appliquée au données LiDAR de 2019.

	X	Y	Z
Transformation (m)	-0.163	0.536	-2.762

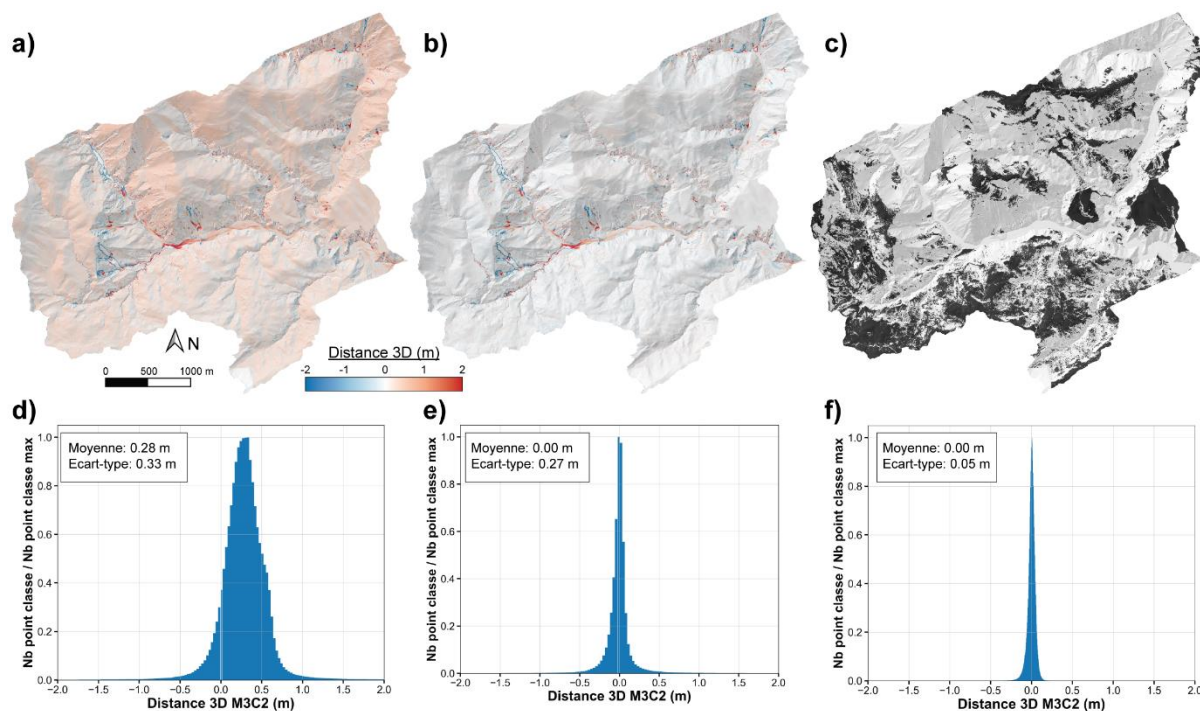


Figure 4.6 – Résultats de l'assemblage du nuage de points 3D de 2019 à celui de 2017 (LINZ, 2017a). Les cartes du bassin versant de Towy-Robson représentant les distances M3C2 3D avant (a) et après (b) assemblages sont présentées ainsi que les zones stables considérées pour l'évaluation de *reg* (c). Les histogrammes des distances 3D de chaque carte sont présentés respectivement de d) à f). Le nombre de point dans chaque classe est normalisé par le nombre maximum de point dans une classe.

4.3.2 Changements topographiques mesurés entre 2017 et 2019

La carte résultante des changements topographiques mesurés entre 2017 et 2019 fournie, de manière qualitative, une vue d'ensemble de la réponse du paysage à la suite du déclenchement des glissements de terrain par le séisme de Kaikoura fin 2016. Un premier regard sur les versants indique de nombreuses configurations cohérentes d'érosion en amont et de dépôts en aval (> 2m) signifiant de la présence de glissements de terrain (Figure 4.7). Beaucoup d'entre eux semblent avoir eu lieu sur des surfaces ayant préalablement glissées à la suite du séisme de Kaikoura. Notamment, la partie sud-ouest de la zone d'étude montre une importante zone d'érosion (>> 2 m) suivie d'une large zone de dépôt en aval le

long de la rivière. Dans le chapitre 2, nous avons montré que cette zone a expérimenté une rupture importante du versant à la suite du séisme menant à un dépôt massif de sédiments en contre-bas. Ces sédiments semblent avoir été érodés et transportés vers l'aval remplissant le fond de vallée, et introduisent une quantité importante de sédiments dans le réseau fluvial (entre 20 et 30% du volume total de dépôt) altérant grandement sa géométrie. Une observation intéressante est la localisation de cette zone d'accumulation des sédiments dans le cours d'eau principal, située à proximité d'un glissement de terrain bloquant une grande partie de la largeur de la rivière.

Une seconde surface d'érosion importante, suivant la forme de la vallée, est visible dans la partie nord-ouest de la zone d'étude (Figure 4.7). Cette surface correspond, au niveau de sa partie la plus amont, à la vidange d'un lac de barrage induit par le dépôt d'un glissement de terrain (interprétation à partir de la visualisation d'images aériennes). La vidange de ce lac semble avoir induit une érosion importante de la vallée en aval.

Tandis que la partie ouest de la zone d'étude a subi les changements topographiques les plus conséquents, la magnitude des changements topographiques observés dans la partie est de la rivière (i.e. la rivière Robson) est plus faible (< 2 m). À noter cependant la présence de glissements de terrain au nord-est introduisant des sédiments dans la partie amont de la rivière.

Une analyse de bilan volumique entre le volume de sédiment déposé et érodé dans la rivière montre que celui-ci est équilibré aux incertitudes près (Figure 4.7). En effet, le volume d'érosion a été estimé à $112,443 \pm 12,360$ m³ tandis que le volume de dépôt total dans la rivière a été estimé à $124,093 \pm 19,008$ m³. Cela peut suggérer que le sédiment érodé n'a pas quitté la zone d'étude. Cependant, étant donné la dynamique du système cette interprétation reste sujette à débat.

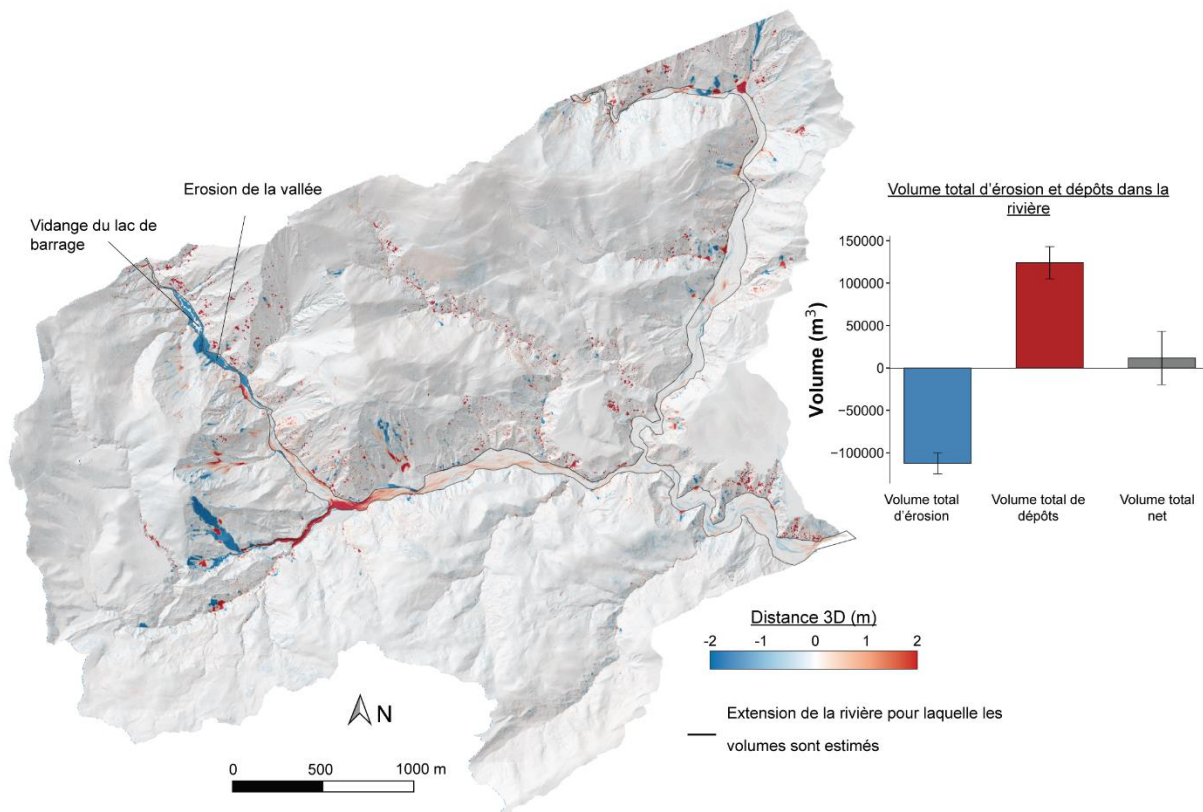


Figure 4.7 – Carte du bassin versant de Towy-Robson représentant les distances 3D-M3C2 calculées entre les nuages de points de 2017 et 2019 (LINZ, 2017a) et estimation des volumes d'érosion et de dépôts dans la rivière. Les points bleus montrent les zones en érosion tandis que les points rouges montrent les zones de dépôts.

4.3.3 Analyses des approches de réduction du temps de calcul de la simulation hydraulique 2D

4.3.3.1 Approche n°1 : Sensibilité du flux d'eau total au seuil d'aire drainée

La première approche testée, consistant à réduire le domaine de calcul avec les techniques classiques d'extraction du réseau hydrographique, présente une limite majeure. Le choix d'un seuil d'aire drainée à partir duquel définir le domaine de calcul résulte systématiquement en une sous-estimation de l'aire drainée totale du bassin versant et donc du flux d'eau total en entrée du modèle (Equation (4.3)). Cette sous-estimation émerge car les sous-bassins versants connectés au réseau hydrographique, définis par le seuil d'aire drainée choisi et dont la superficie est inférieure à ce seuil, ne sont pas pris en compte. A titre d'exemple, le sous-bassin versant présenté en rouge sur la Figure 4.8 dont la superficie est de 10,256 m² est pris en compte dans le calcul de la simulation hydraulique pour $A_{seuil} = 10^4$ m² car le réseau hydrographique défini par ce seuil inclut une limite amont du domaine de calcul dans ce bassin. Cependant, pour $A_{seuil} = 1$ km², ce bassin n'est pas pris en compte. La Figure 4.9 présente le pourcentage du flux d'eau total sous-estimé en fonction d'une gamme d'aire drainée seuil comprise entre 1 m² et 1 km². Les résultats montrent que la sous-estimation du flux d'eau total augmente avec l'augmentation de

A_{seuil} dont le minimum est de 10% pour une aire drainée seuil de 10 m² et le maximum de 30.5 % pour une aire drainée seuil de 1 km². Etant donné cette limite inhérente à la définition du domaine de calcul au préalable de l'utilisation du modèle hydrodynamique, la simulation hydraulique a été réalisée essentiellement à partir de la seconde approche dont je présente les résultats en terme de temps de calcul dans la section suivante.

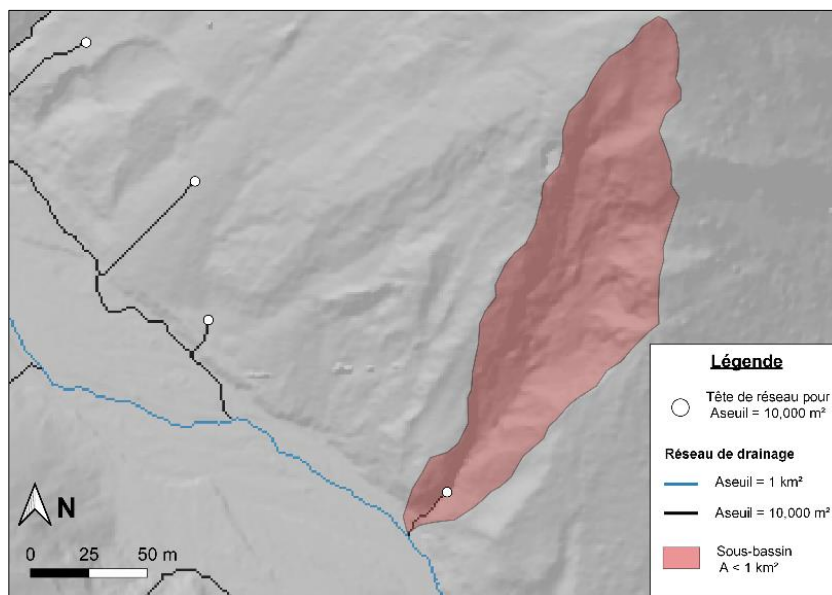


Figure 4.8 – Carte du bassin versant de Towy-Robson illustrant un exemple de sous-bassin versant non pris en compte dans le calcul de la simulation hydraulique pour $A_{seuil} = 1 \text{ km}^2$. Le réseau hydrographique défini par $A_{seuil} = 1 \text{ km}^2$ (bleu) et $A_{seuil} = 10,000 \text{ m}^2$ (noir).

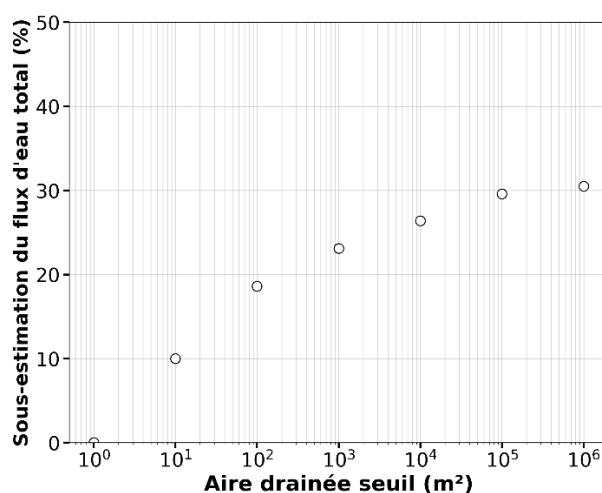


Figure 4.9 – Sous-estimation du flux d'eau total en entrée en fonction de l'aire drainée seuil considérée suivant l'approche de réduction du domaine de calcul en amont de la simulation hydraulique.

4.3.3.2 Approche n°2 : Temps de calcul en fonction du seuil de sous-échantillonnage des précipitons

La Figure 4.10a présente l'évolution de la hauteur d'eau moyenne en fonction du temps t de la simulation ainsi que du seuil d'aire drainée A_{seuil} considéré (i.e. le nombre de précipiton en entrée du modèle). Ici, la hauteur d'eau moyenne est calculée à partir d'une gamme d'aires drainées spécifiques supposée représenter les surfaces dont l'aire drainée est proche de A_{seuil} . Ainsi, la hauteur d'eau moyenne estimée diminue avec la diminution de l'aire drainée seuil car les surfaces considérées collectent de moins en moins d'eau. Par ailleurs, pour chaque A_{seuil} , le nombre de précipitons en entrée du modèle varie selon l'équation (4.7), entre 34 millions et 340 pour l'ensemble du bassin versant et pour une aire drainée seuil de $A_{seuil} = 10^5 \text{ m}^2$ respectivement. La figure 4.10a montre notamment que l'état stationnaire est rapidement atteint pour des grandes aires drainées. Par exemple, l'état stationnaire pour une aire drainée seuil de 10^4 m^2 est atteint pour un temps t de simulation de 0.6 s et de 35 s pour $A_{seuil} = 10^2 \text{ m}^2$. Le temps de simulation permettant le remplissage de la totalité du bassin versant est de $t = 714$ s.

Le temps de calcul correspondant au temps nécessaire pour atteindre l'état stationnaire à une aire drainée A_{seuil} est présenté en Figure 4.10b. Les résultats montrent que le temps de calcul nécessaire pour atteindre l'état stationnaire sur l'ensemble de la topographie est de 11.4 jours (Figure 4.10b). Cependant, le temps de calcul nécessaire pour atteindre l'état stationnaire à une aire drainée seuil diminue drastiquement avec l'augmentation de A_{seuil} présentant jusqu'à trois ordres de grandeur de différence. En effet, à titre d'exemple, le temps de calcul pour atteindre l'état stationnaire à une aire drainée de 10^4 m^2 est seulement de 17 minutes, contre 10 heures pour $A_{seuil} = 100 \text{ m}^2$. Les résultats montrent notamment que l'application d'une aire drainée seuil de seulement 10 m^2 suffit à réduire le temps de calcul à environ 33 heures. Cela s'explique par la prédominance des versants sur l'ensemble de la topographie qui sont par définition des zones où le flux d'eau est divergent voir parallèle drainant ainsi peu de surface amont. Ainsi, l'application d'un seuil d'aire drainée de 10 m^2 suffit à supprimer environ 57% de la surface du bassin versant (estimée à partir d'un algorithme D8).

Les résultats présentés ici fournissent des indications sur le compromis entre le temps de calcul nécessaire pour atteindre l'état stationnaire et la surface d'échantillonnage souhaitée. Dans le cas présent, l'application d'un seuil d'aire drainée de 10 m^2 permet un temps de calcul déjà raisonnable. Ce temps de calcul peut être différents selon le taux de ruissellement r en entrée comme l'indique l'équation (4.8).

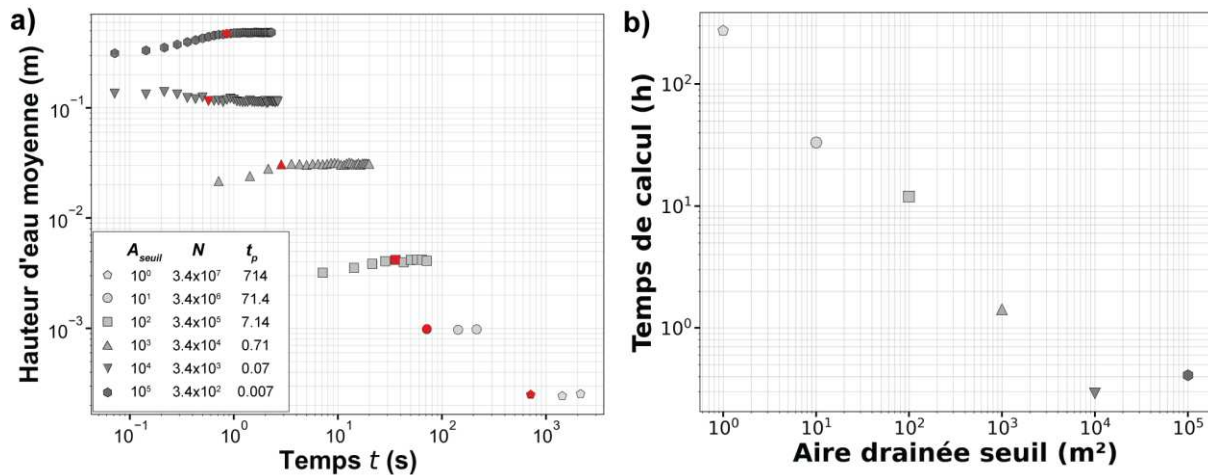


Figure 4.10 – a) Evolution de la hauteur d'eau moyenne en fonction du temps t de la simulation. Les symboles en rouge correspondent au temps t où l'état stationnaire est atteint pour un seuil d'aire drainée considéré A_{seuil} . La hauteur d'eau moyenne est calculée pour une gamme d'aires drainées spécifiques égale à $A_{seuil} \leq as < 10 \cdot A_{seuil}$. Le nombre de précipiton N en entrée du modèle et le temps t_p associés à chaque A_{seuil} considéré sont indiqués. b) Temps de calcul pour atteindre l'état stationnaire en fonction de A_{seuil} (i.e. le temps de calcul correspondant aux symboles rouge en a)).

4.3.4 Résultats préliminaires de l'analyse morphologique

Dans cette section, je présente une comparaison des diagrammes pente-aire drainée hydrauliques (diagramme S_h-a_s) du bassin de Towy-Robson en 2017 et 2019 avec le diagramme S_h-a_s du bassin d'Elder Creek (Figure 4.11). Les diagrammes S_h-a_s obtenus sont issus de simulations hydrauliques pour lesquelles l'état stationnaire est atteint pour $A_{seuil} = 10^2 \text{ m}^2$. Le diagramme pente-aire drainée classique (diagramme $S-A$) du bassin de Towy-Robson est aussi présenté.

Les diagrammes S_h-a_s du bassin de Towy-Robson présentent une pente hydraulique minimum de 0.002 m/m et maximum de 5 m/m et une aire spécifique minimum de 20 m²/m et maximum de 3.10⁶ m²/m (Figure 4.11a et b). Pour une aire drainée spécifique inférieure à 10² m²/m, les valeurs de pente hydraulique montrent une large dispersion et une discontinuité de l'aire drainée spécifique. Cela résulte du sous-échantillonnage de la surface correspondante, principalement le haut des versants, induit par le sous-échantillonnage du nombre de précipiton en entrée du modèle. Autrement dit, le nombre de précipitons acheminés sur cette surface est insuffisant pour pouvoir la décrire correctement. Ainsi, la transition entre les versants convexes et la vallée concave non chenalisée n'est pas visible.

Les tendances moyennes de la relation S_h-a_s du bassin de Towy-Robson de 2017 et 2019 sont très similaires. L'analyse de la tendance moyenne entre S_h et a_s montre que la pente hydraulique moyenne décroît progressivement de 0.65 m/m à 0.2 m/m pour une aire drainée respective de 4.10² m² et 2.10⁴ m². Au-delà de $a_s = 2.10^4 \text{ m}^2$, S_h décroît rapidement vers une valeur d'environ 0.03 m/m pour $a_s = 10^6 \text{ m}^2/\text{m}$ et augmente en fonction de a_s pour des aires drainées spécifiques plus élevées.

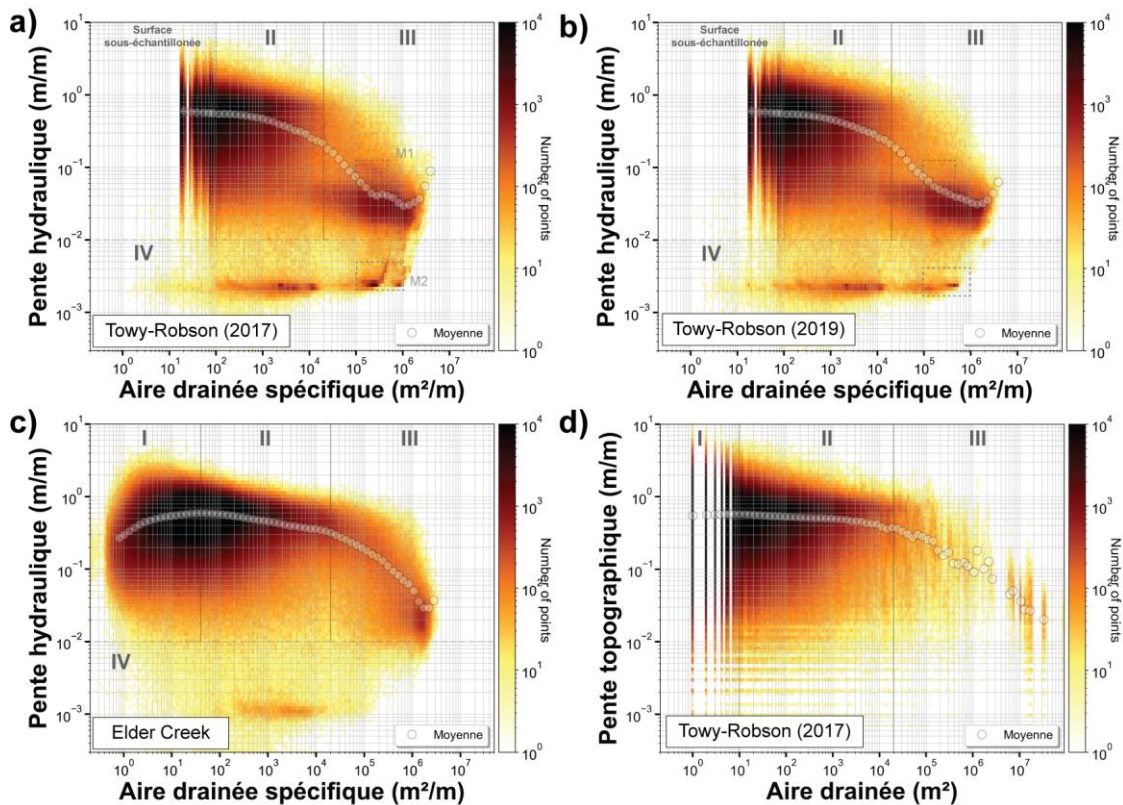


Figure 4.11 – Diagrammes pente-aire drainée hydrauliques sur le bassin de Towy-Robson en 2017 (a) et 2019 (b) et sur le bassin d’Elder Creek (c) ainsi que le diagramme pente-aire drainée classique en 2017 (d). Les diagrammes en a) et b) ont été calculés à partir de simulations hydrauliques pour lesquelles l’état stationnaire est atteint pour $A_{seuil} = 10^2 \text{ m}^2$. Les points situés dans les encadrés M1 et M2 sont cartographiés en Figure 4.12a. Tous les diagrammes sont présentés sous forme d’histogramme 2D pour lesquels la couleur est proportionnelle au nombre de points dans chaque intervalle de pente hydraulique et d’aire drainée spécifique ou de pente topographique et d’aire drainée.

L’analyse de la densité de points des données brutes fournit des informations supplémentaires que la moyenne ne met pas en évidence. Les deux diagrammes montrent deux pôles bien distincts définis par une densité de point élevée ($> 600 \text{ pts/intervalles de } Sh \text{ et } a_s$). Le premier pôle correspond à des pentes supérieures à 0.1 m/m et à des aires spécifiques comprises entre $2 \cdot 10^1 \text{ m}^2/\text{m}$ et $2 \cdot 10^4 \text{ m}^2/\text{m}$. Pour une aire drainée spécifique de $2 \cdot 10^4 \text{ m}^2/\text{m}$, le second pôle commence à s’exprimer et est bien défini à partir de $a_s \sim 5 \cdot 10^4 \text{ m}^2$ et pour Sh compris entre 0.01 et 0.06 m/m. Comme décrit dans le chapitre 2, ces deux pôles définissent deux domaines II et III qui peuvent être interprétés comme correspondant aux vallées non-chenalées et aux rivières chenalées respectivement (Figure 4.12). La transition entre ces deux pôles se situe à une aire drainée spécifique de $2 \cdot 10^4 \text{ m}^2/\text{m}$. La valeur de cette transition est similaire au bassin versant de Elder Creek et est aussi visible sur le diagramme S - A (Figure 4.11 c et d). Au niveau de cette transition, l’analyse de la densité de points montre également ce qui ressemble à une extension progressive du pôle des rivières chenalées vers les aires drainées spécifiques plus faibles pouvant

marquer la signature progressive de la connexion versant-réseau. Une investigation plus approfondie est cependant nécessaire pour répondre à cette question.

Ces diagrammes sont aussi caractérisés par des valeurs de S_h d'environ 0.002-0.003 m/m sur une gamme d'aire drainée spécifique allant de 10^2 m²/m à 10^6 m²/m. Ce domaine est ici décrit comme le domaine IV (Figure 4.11a, b et c). Cette valeur correspond à la hauteur d'un précipiton et décrit donc des zones où la surface d'eau est très plane correspondant majoritairement aux lacs (Figure 4.12). Malgré la similarité apparente des deux diagrammes, deux motifs *M1* et *M2* dans la densité des points sont notables dans le diagramme S_h - a_s de 2017 apparaissant pour des aires drainées spécifiques comprises entre 10^5 m²/m et 10^6 m²/m qui ne sont pas visibles dans le diagramme S_h - a_s de 2019. Le premier est situé dans le domaine IV et est caractérisé par une forte densité de points (>1000 pts/intervalles de S_h et a_s) suivi d'une augmentation de la pente hydraulique entre 0.002 et 0.005 m/m (Figure 4.11a). La cartographie de ces points montre une corrélation entre ce motif et la présence de lacs de barrages provoqués par des glissements de terrain (Figure 4.7, Figure 4.12a). Ces lacs se sont vidés en partie en 2019 et n'apparaissent plus dans le diagramme S_h - a_s . Le second est situé dans le domaine III et est caractérisé par une diminution de la pente hydraulique entre 0.1 et 0.06 (Figure 4.11b). La cartographie de ces points montre qu'ils se situent dans la rivière en aval du lac de barrage situé au nord-ouest de la zone d'étude qui a subi une incision importante (> 2 m) entre 2017 et 2019 (Figure 4.7). Ces deux observations indiquent que des configurations particulières dans la rivière peuvent être potentiellement lues dans le diagramme S_h - a_s . Des investigations plus approfondies sont cependant nécessaires afin de mieux comprendre et caractériser les présentes observations.

La comparaison des diagrammes S_h - a_s du bassin de Towy-Robson et du bassin versant d'Elder Creek en Californie montre que ceux-ci présentent une différence notable pour des aires drainées spécifiques supérieures à 10^4 m²/m. En effet, pour une aire drainée spécifique donnée, la pente hydraulique est en moyenne plus élevée sur le bassin d'Elder Creek que sur le bassin de Towy-Robson. De plus, l'étendue du pôle des rivières est très réduite sur Elder Creek et situé principalement pour $a_s > 10^6$ m²/m en comparaison du bassin de Towy-Robson.

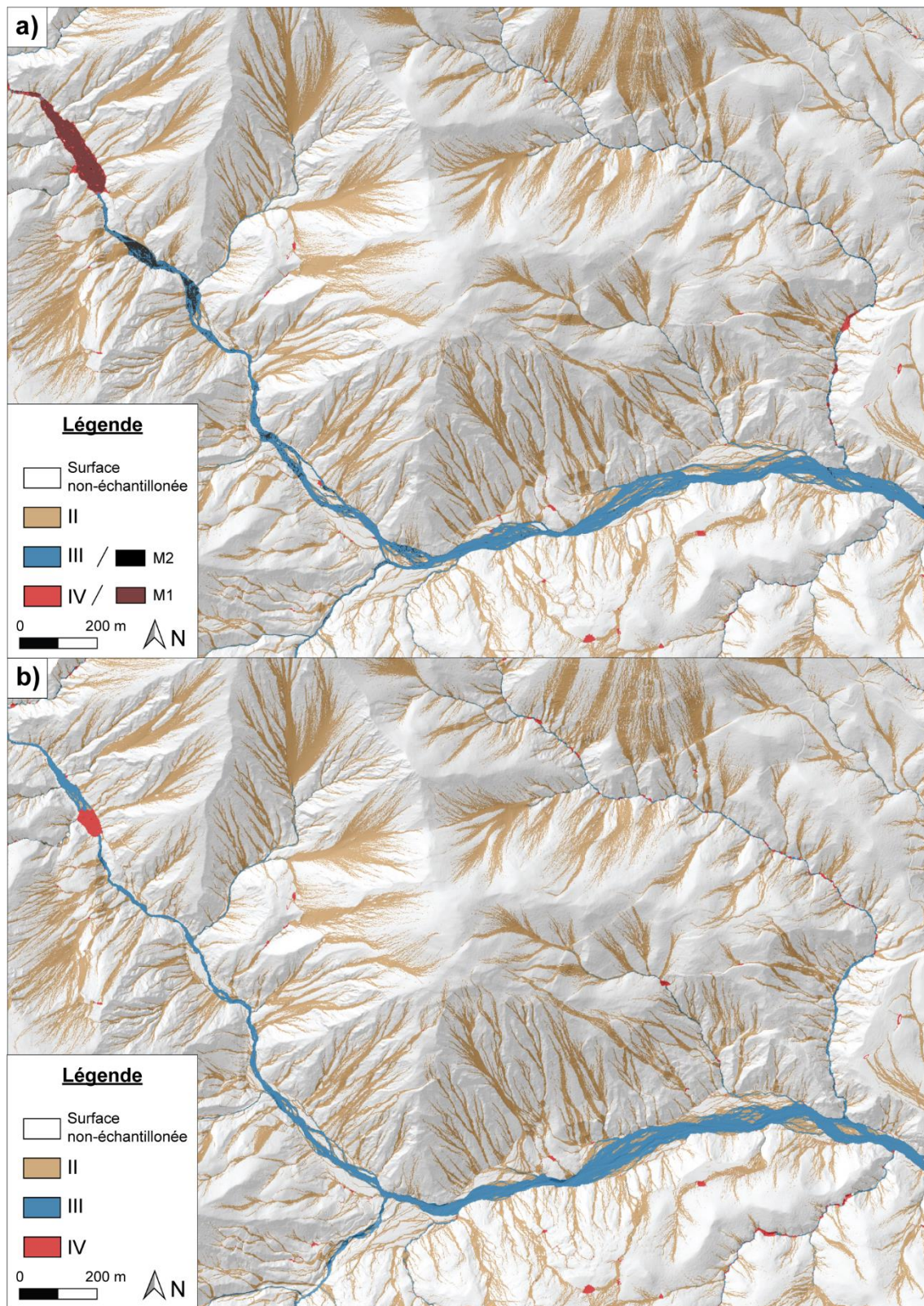


Figure 4.12 – Carte montrant une partie du bassin de Towy-Robson classifiée à partir de l’analyse pente aire-drainée hydraulique (Figure 4.11). a) Carte du bassin classifié en 2017 et b) carte du bassin classifié en 2019.

4.4 Discussion

4.4.1 Approche méthodologique

4.4.1.1 Assemblage des nuages de points avec ICP-M3C2

Bien que l'utilisation de ICP-M3C2 permet un assemblage correct des données LiDAR ($reg = 0.05$ m), la méthode actuelle présente quelques limites. Le paramétrage de ICP-M3C2 a ici été exploratoire et la définition a priori des paramètres optimaux d'assemblage reste difficile. L'approche utilisée ici consiste à estimer la transformation optimale pour l'assemblage des données à partir de points échantillonnés selon trois critères : (i) la distribution des pentes est homogène, (ii) la distance M3C2 est inférieure à un seuil donné et (iii) l'incertitude sur la mesure de la distance M3C2 est inférieure à un seuil. Ces trois critères permettent d'estimer la transformation optimale avec un échantillonnage représentatif du relief de la zone d'étude tout en écartant les points caractérisés par des changements topographiques important (e.g. glissements de terrain) ainsi que les points situés sur des surfaces très rugueuses et dans des zones où la densité de points du nuage 3D LiDAR est faible. Etant donné que cette étude constitue une des premières applications de ICP-M3C2, la sélection du seuil des distances M3C2 et de l'incertitude sur ces distances a été exploratoire et les valeurs des seuils utilisés ne sont pas assurément optimales. Une évaluation plus approfondie du choix de ces valeurs sera nécessaire par la suite. Cette évaluation pourra être effectuée à l'aide d'un processus itératif automatisé à partir duquel plusieurs seuils de distance M3C2 et d'incertitude maximum considérées pourront être testé et choisi en fonction du meilleur assemblage des données. Par ailleurs, le critère d'arrêt de l'algorithme est actuellement basé sur la minimisation de l'écart-type des distances M3C2. Cependant, un nouveau critère d'arrêt C est à l'étude car jugé plus pertinent, et consiste dans un premier temps à échantillonner des points dont la valeur absolue de la distance M3C2 est inférieur à un écart-type et ensuite à estimer la transformation optimale pour laquelle :

$$C = \min \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |d_i^{M3C2}| \quad (4.9)$$

Où $\overline{d_i^{M3C2}}$ est la moyenne des distances M3C2 calculée pour des intervalles i d'orientation de pente. Ce critère permet d'évaluer le meilleur assemblage possible en considérant l'organisation spatiale du paysage et les différentes orientations des versants et est mieux adapté pour les environnements à fort relief.

Bien que la valeur de l'erreur d'assemblage finale obtenue soit faible ($reg = 0.05$ m), la procédure actuelle utilisée pour définir les zones stables peut introduire des biais sur cette valeur. Un de ces biais est l'utilisation d'un seuil de pente. Ce seuil a été utilisé afin d'éliminer un maximum de changements topographiques réels notamment les contours des glissements de terrain. Cependant, ce seuil de pente ne permet pas d'évaluer la qualité de l'assemblage sur les surfaces à plus fortes pentes et pour lesquelles

aucun changement topographique n'as eu lieu. Une évaluation de l'impact de la valeur seuil de pente sur la valeur de l'erreur résiduelle d'assemblage estimée est donc nécessaire.

Cette étude permet de donner une première indication sur le potentiel de ICP-M3C2 à fournir un assemblage correct de nuages de points 3D LiDAR. Cependant, une étude plus approfondie sur la comparaison entre ICP-M3C2 et d'autres algorithmes permettant l'assemblage de nuages de points 3D, comme une ICP classique (Besl and McKay, 1992), est nécessaire afin de démontrer sa plus-value.

Un dernier aspect à considérer dans la présente méthode d'assemblage est l'utilisation d'une transformation unique pour l'ensemble de la zone d'étude. Dans un contexte d'analyse post-sismique des paysages, pour lequel la déformation du sol peut être complexe, cette méthode doit être appliquée avec précaution en s'assurant qu'il n'y a pas de décalage résiduel systématique entre les données, causé par un déplacement le long de failles, auquel cas l'assemblage doit être réalisé de manière fragmentaire (i.e. par zones). Cet aspect a été discuté en détail en section 3.3. Ce décalage peut être observé visuellement à partir de la carte des distances M3C2 mais n'a pas été observé dans cette étude.

4.4.1.2 Approches méthodologiques pour l'estimation de l'aire drainée en amont des données LiDAR et la limitation du temps de calcul

L'estimation des valeurs d'aires drainées amont sur les bordures du MNT-HR a été réalisée à partir d'une approche simple par plus proches voisins. Ainsi, la valeur d'aire drainée de chaque cellule située en bordure du MNT-HR a été déterminée par la valeur d'aire drainée amont de la cellule du MNT global la plus proche divisée par la taille de la cellule. Cette approche considère implicitement que le nombre de cellule « réceptrice » du MNT-HR est égale à la taille d'une cellule du MNT global. Cependant, ce n'est souvent pas le cas comme illustré sur la Figure 4.13. Afin d'avoir une approche plus correcte, l'aire drainée amont du MNT global devrait être divisée par le nombre de cellule « réceptrice ». Cela implique de connaître pour chaque cellule du MNT global le nombre de ses plus proches voisins. Cette approche n'a pour le moment pas été testée et constitue un point d'amélioration futur de la méthode.

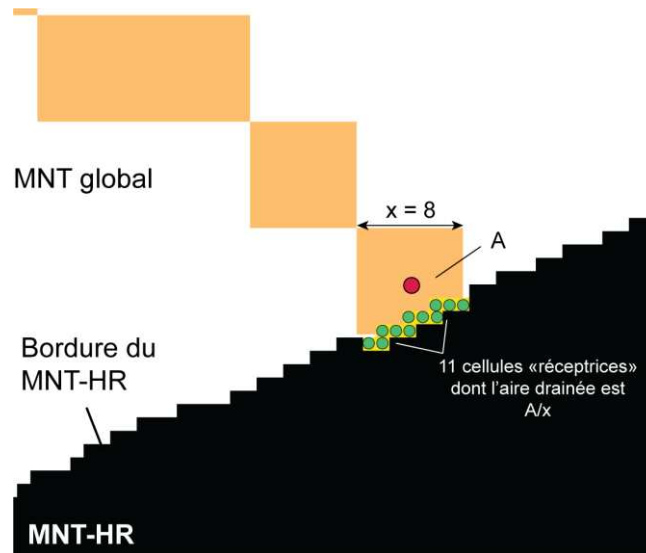


Figure 4.13 – Illustration du résultat de l’interpolation par plus proches voisins utilisée pour estimer l’aire drainée amont en bordure du MNT haute résolution.

Dans cette étude, j’ai testé deux approches permettant de limiter le temps de calcul de la simulation hydraulique 2D en fonction de l’étendue de la surface d’analyse souhaitée. L’approche par réduction du domaine de calcul en amont de la simulation hydraulique mène systématiquement à une sous-estimation du flux d’eau total en entrée du modèle ne permettant pas de remplir les objectifs fixés en introduction de ce chapitre. De plus, cette approche ajoute des étapes supplémentaires dans la méthode globale. La seconde approche impliquant le sous-échantillonnage du nombre de précipitation en entrée du modèle est plus adaptée car elle ne nécessite pas d’étapes supplémentaires en amont de la simulation hydraulique 2D et permet l’estimation correcte du flux d’eau total du bassin versant, et donc l’estimation correcte des indicateurs hydro-géomorphiques. L’analyse du temps de calcul en fonction du seuil d’aire drainée choisi montre que celui-ci peut être réduit de plusieurs ordres de grandeur pour une analyse morphologique principalement accès sur les rivières. Le seuil d’aire drainée peut être choisi par une analyse pente-aire drainée au préalable de l’application de la simulation hydraulique 2D. Sur le bassin de Towy-Robson, l’aire drainée critique à partir de laquelle le réseau chenalisé est défini se situe aux alentours de $2 \cdot 10^4 \text{ m}^2$. Ainsi, le temps de calcul de la simulation hydraulique peut être limité à environ 17 minutes pour atteindre l’état stationnaire dans les rivières contre 11.4 jours pour l’ensemble de la topographie.

4.4.2 Analyse pente-aire drainée hydraulique sur le bassin de Towy-Robson

L’application du diagramme pente-aire drainée hydraulique sur le bassin versant de Towy-Robson (TR) montre une différence notable dans la distribution des points dans le domaine III par rapport au bassin versant d’Elder Creek (EC) en Californie. Dans ce domaine, les valeurs de pente hydraulique sont en moyenne plus élevées pour $a_s < 10^6 \text{ m}^2/\text{m}$ dans le bassin d’EC que dans le bassin de TR. De plus, l’analyse de la distribution des points montre que la transition entre les pôles des versants, des vallées

non-chenalisées et du pôle des rivières semble progressive dans le bassin d'EC, la transition entre ces deux pôles de densité de points élevée (i.e. > 1000 pts/intervalle) est franche sur le diagramme S_h-a_s du bassin de TR. Cette observation résulte de plusieurs facteurs.

Premièrement, tandis que la largeur maximum de la rivière est d'environ 15 m dans le bassin d'EC, celle-ci atteint facilement plusieurs dizaines de mètres voir une centaine de mètres dans le bassin de TR (Figure 4.12). Comme l'aire drainée spécifique varie selon l'aire drainée et la largeur de l'écoulement (Equation (2.7)), cela explique la différence de densité de points observée pour $2.10^4 \leq a_s < 2.10^6$ et pour une pente hydraulique d'environ 0.03 m/m entre les diagrammes S_h-a_s des deux bassins. La différence de largeur de la rivière explique aussi la similarité entre les aires drainées spécifiques maximum observées malgré la différence d'aire drainée totale entre les deux bassins. Deuxièmement, il est important de noter que dans cette étude les MNT de 2017 et 2019 sont situés proche de l'exutoire du bassin versant et ne représentent qu'un tiers de la superficie totale du bassin versant. Par conséquent, les deux tiers restant de la surface du bassin ne sont pas représentés dans le diagramme S_h-a_s de TR. Située en amont de la zone d'étude, cette surface contient vraisemblablement des chenaux peu larges et à fortes pentes expliquant ainsi que la densité de points dans le domaine III et pour $S_h > 0.1$ m/m ne soit pas aussi représentée que pour le bassin d'EC.

L'analyse des diagrammes S_h-a_s montre que la distribution des points fournit des informations supplémentaires que la moyenne ne met pas en évidence. Par exemple, l'analyse de la densité de points met en évidence des comportements dans la relation S_h-a_s qui semblent corrélés à des conditions hydrauliques et/ou géométriques particulières dans la rivière au niveau des lacs de barrages et en aval de ces lacs. Cependant, la signification de ces motifs ne reste pas claire et une investigation plus approfondie est requise afin de mieux comprendre la relation entre ces motifs et les observations.

4.5 Conclusions et perspectives

L'objectif principal de ce chapitre a été de présenter les premières réflexions sur une approche méthodologique globale intégrant à la fois (i) la détection de changements à partir de nuages de points 3D LiDAR multi-temporels et (ii) l'analyse morphologique des paysages à partir de simulation hydraulique 2D. Cette méthodologie a pour vocation future de permettre l'analyse morphodynamique de la réponse post-sismique des paysages et notamment des rivières afin de mieux comprendre le rôle des glissements de terrain et des événements sismiques majeurs sur l'évolution des paysages. Son objectif est aussi de faciliter l'application de la simulation hydraulique 2D à une variété de données haute résolution afin de pouvoir investiguer davantage la capacité des indicateurs définis dans le chapitre 2 (pente hydraulique, aire drainée spécifique et largeur effective) à identifier des transitions importantes entre des processus géomorphologiques, définir des comportements universels et détecter des anomalies dans la géométrie des paysages.

La méthode présentée consiste en plusieurs étapes : (i) l'assemblage des nuages de points 3D LiDAR avec ICP-M3C2, (ii) la détection de changement avec l'algorithme M3C2 (Lague et al., 2013), (iii) la création de MNT pour l'analyse morphologique, (iv) l'estimation de la quantité totale des flux d'eau sur l'ensemble du bassin versant et (v) l'application de la simulation hydraulique 2D avec le modèle Floodos (Davy et al., 2017).

Cette méthode a été appliquée au bassin versant de Towy-Robson situé en Nouvelle-Zélande pour lequel des données LiDAR ont été acquises avant et à la suite du séisme de Kaikoura de novembre 2016 ayant provoqué le déclenchement de nombreux glissements de terrain sur le site. La méthode a été appliquée aux données LiDAR de 2017 et 2019 permettant l'analyse de la réponse du paysage à la suite du déclenchement des glissements de terrain. Les résultats sont multiples et peuvent être résumés comme suit :

(i) La rivière Towy a subi une incision importante (> 2 m) dans la partie nord-ouest de la zone d'étude causée par la vidange d'un lac de barrage créé par un glissement de terrain en 2016. De plus, l'application de la méthode a permis de mettre en évidence l'introduction massif de sédiments dans la partie sud-ouest de la rivière en réponse à l'érosion de dépôts de glissements de terrain sur les versants en 2016. Ces événements ont induit des changements drastiques dans la géométrie de la rivière montrant ainsi le potentiel du bassin de Towy-Robson pour l'étude de la réponse morphodynamique des rivières aux perturbations induites par les glissements de terrain.

(ii) Le temps de calcul de la simulation hydraulique 2D est réduit de trois ordres de grandeur lorsque celle-ci est appliquée uniquement sur les rivières plutôt que sur l'ensemble de la topographie.

(iii) L'application du diagramme pente-aire drainée hydraulique sur le bassin de Towy-Robson montre des différences importantes dans le domaine III par rapport au bassin d'Elder Creek qui résultent de : (i) la différence de largeur de la rivière entre les deux bassins et (ii) du sous-échantillonnage de la superficie totale du bassin versant de Towy-Robson. La comparaison de la distribution des points dans les diagrammes S_h-a_s de 2017 et 2019 montre des différences indicatives de conditions hydrauliques et/ou géométriques particulières de la rivière, différentes entre les deux acquisitions LiDAR. Des analyses supplémentaires sont cependant nécessaires afin de mieux comprendre la corrélation entre les deux.

Les perspectives de développement de la méthode proposées sont : (i) la réalisation de tests d'ICP-M3C2 approfondies et la comparaison avec d'autres algorithmes d'assemblages, (ii) l'intégration d'une méthode permettant la création de MNT à partir de nuages de points 3D, (iii) la prise en compte des incertitudes relatives à la création des MNT afin d'évaluer les incertitudes sur les indicateurs utilisés (notamment sur la largeur effective) et (iv) l'automatisation de l'ensemble des procédures, dans la mesure du possible, afin de faciliter son application.

Une fois la méthodologie mise en place, plusieurs pistes pour l'analyse de la réponse des rivières aux perturbations induites par les glissements de terrain peuvent être suivies. Une piste intéressante serait

d'analyser les variations de la largeur effective le long du réseau hydrographique en relation avec la position des glissements de terrain et les changements topographiques dans la rivière. Notamment, la variation de largeur a été montrée comme un mécanisme important par lequel les rivières s'ajustent en réponse à l'introduction massif de sédiment par les glissements de terrain (Croissant et al., 2017b). Dans l'objectif d'analyser la capacité des indicateurs à détecter des anomalies dans la géométrie de la rivière, l'application de la méthode aux données de 2010 et 2014 pourra permettre de définir des comportements moyens dans la relation S_h-a_s , lorsque le système est non perturbé. Ces comportements moyens pourront ensuite aider à la détection d'anomalies dans la géométrie des rivières en analysant les déviations à ces comportements.

Chapitre 5 :

CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

5 Conclusions et perspectives

La recherche en géomorphologie quantitative est motivée par le désir de comprendre les processus façonnant les paysages dans l'objectif de mieux prédire leur évolution et mieux gérer les risques naturels associés. En fournissant une représentation synoptique 3D haute densité et haute précision des paysages sans précédent, la technologie LiDAR aéroportée a connu de nombreuses applications et a permis des avancées fondamentales dans l'identification et la compréhension des processus géomorphologiques (Okuy et al., 2019; Roering et al., 2013; Tarolli, 2014). Ces avancées ont été permises par les innovations dans les méthodes d'analyse utilisées pour extraire la richesse d'information fournie par ces données. D'autres innovations méthodologiques sont actuellement nécessaires pour exploiter pleinement le potentiel des données LiDAR aéroportées à fournir des informations cruciales pour notre compréhension des mécanismes régissant la dynamique des paysages terrestres.

L'objectif principal de cette thèse a été d'intégrer les derniers développements numériques sur la simulation hydraulique 2D et la détection de changements topographiques 3D afin d'exploiter davantage la richesse d'information fournie par les données LiDAR dans le but d'améliorer l'identification et la quantification de la morphologie des paysages et des processus géomorphologiques.

Le premier chapitre de ce manuscrit a été consacré à une revue des processus contrôlant la dynamique des paysages fluviaux, à la présentation des données haute résolution LiDAR et des innovations méthodologiques associées, ainsi qu'à la présentation des problématiques actuelles concernant l'analyse morphologique des paysages et l'analyse des glissements de terrain. Deux problématiques principales ont été identifiées :

- 1- **L'analyse morphologique des paysages** est principalement réalisée à partir d'indicateurs topographiques ne permettant pas de capturer la structure haute résolution des paysages comme la géométrie des rivières, l'extension du réseau chenalisé ou l'ensemble des connexions versants-rivières. La caractérisation de ces structures est cependant essentielle pour la compréhension des processus déterminant la structure et l'évolution des paysages fluviaux (Hurst et al., 2019; Montgomery and Foufoula-Georgiou, 1993; Montgomery D.R. and Dietrich W.E., 1988; Whipple et al., 2013).
- 2- **L'identification et l'analyse géométrique des glissements de terrain** sont actuellement dominées par l'utilisation d'images aériennes et satellites 2D qui ne permettent pas l'identification précise des glissements de terrain sur les surfaces non végétalisées et sont sujettes à de fortes erreurs dans l'estimation de leur volume. Les méthodes actuelles développées à partir de données LiDAR se basent principalement sur l'utilisation de modèles numériques de terrain interpolés à partir de la structure 3D des données LiDAR. Ces modèles introduisent une perte d'information sur les versants ainsi que sur la structure du nuage de points 3D et permettent uniquement la détection de changements verticalement à la surface. Ces éléments limitent la

création d'inventaires robustes et complets de glissements de terrain ainsi que la quantification des incertitudes liées à la donnée brute. Ces limites actuelles impactent en retour la compréhension du rôle de ces agents d'érosion dans l'évolution des paysages (e.g. Hovius et al., 1997; Marc et al., 2016b, 2019; Parker et al., 2011), des facteurs contrôlant leur déclenchement (Tanyaş et al., 2019) et la gestion des risques associés (Croissant et al., 2017a; Galli and Guzzetti, 2007; Guzzetti et al., 2012).

Dans le chapitre 2, nous avons investigué le potentiel de la simulation hydraulique 2D appliquée aux modèles numériques de terrain haute résolution LiDAR pour (i) l'identification des connexions versant-réseau, (ii) la caractérisation de la géométrie des rivières et (iii) l'identification des plaines d'inondation. Pour cela, le modèle hydrodynamique 2D Floodos (Davy et al., 2017) a été appliqué sur le bassin versant d'Elder Creek situé en Californie. Nous avons utilisé ce modèle de manière simple dans l'objectif de résoudre la structure haute résolution des écoulements qui ne peut pas être décrite par les méthodes traditionnelles.

Dans le chapitre 3, nous avons développé une méthode exploitant pleinement la structure des nuages de points 3D LiDAR et le caractère multi-temporel d'acquisitions répétées pour l'identification et le calcul volumétrique des glissements de terrain. Notre approche utilise l'algorithme M3C2 (Lague et al., 2013) permettant la détection de changements à partir du calcul de distances 3D normales à la surface topographique locale. Cette méthode a été testée et appliquée sur des données LiDAR acquises avant et après le séisme de Kaikoura de novembre 2016 en Nouvelle-Zélande à l'origine de milliers de glissements de terrain. Une comparaison avec une méthode traditionnelle de cartographie manuelle à partir d'images aériennes 2D a également été réalisée.

Dans le prolongement de ces travaux, le chapitre 4 a été consacré à la présentation d'une approche méthodologique préliminaire intégrant la détection de changements topographiques 3D et la simulation hydraulique 2D pour l'analyse de la réponse morphodynamique des rivières à la suite de perturbations induites par des glissements de terrain co-sismiques. L'objectif de ce chapitre a notamment été de fournir des indications méthodologiques pour limiter le temps de calcul de la simulation hydraulique 2D et pour son application aux données haute résolution ne couvrant pas l'intégralité des bassins versants. Cette approche a été appliquée au bassin versant de Towy-Robson en Nouvelle-Zélande.

5.1 Principaux résultats

Les principaux résultats de cette thèse peuvent être résumés comme suit. Premièrement, l'intégration des derniers développements sur la simulation hydraulique 2D permet :

I. Une analyse morphologique des paysages cohérente avec la haute résolution des modèles numériques de terrain LiDAR. La définition de nouveaux indicateurs hydro-géomorphiques dérivés de la simulation hydraulique permet de décrire pleinement la structure haute résolution des écoulements en fonction du débit d'eau défini par le modèle hydrodynamique. L'application aux bassins versants d'Elder Creek et de Towy-Robson a montré que ces indicateurs permettent :

1. Une meilleure identification des connexions versants-rivières. La mise en pratique de nouveaux outils d'analyse, comme le diagramme pente-aire drainée hydraulique, permet une meilleure différenciation entre les versants, les vallées non-chenalisées et le réseau de rivière chenalisé. Cet outil permet de capturer précisément l'extension de la rivière pour un débit donné ce qui est infaisable avec une approche topographique traditionnelle pente-aire drainée.

2. La caractérisation de la géométrie hydraulique des rivières. Nous avons montré qu'il est possible d'extraire de manière simple une largeur effective de l'écoulement le long du réseau hydrographique. Ainsi, il est possible d'analyser la géométrie des rivières en fonction de la pente hydraulique et de la largeur, qui sont deux paramètres fondamentaux intervenant dans les lois d'incision et de transport sédimentaire des chenaux de rivières.

3. De nouvelles opportunités vers une caractérisation plus riche des systèmes fluviaux. Nous avons vu que la possibilité d'analyser les variations des indicateurs hydro-géomorphiques en fonction du débit d'eau offre un potentiel pour l'identification des plaines d'inondation et la caractérisation de la géométrie hydraulique stationnelle le long du réseau hydrographique afin d'identifier, par exemple, les sections confinées et non confinées.

Deuxièmement, l'intégration des derniers développements sur la détection de changements topographique 3D a permis :

II. Une première étape dans la construction d'inventaires robustes, automatiques et objectifs des glissements de terrain exploitant pleinement la structure 3D des données LiDAR aéroportées. La méthode développée consiste en plusieurs étapes : (i) l'assemblage des nuages de points 3D (ii) la détection des changements topographiques significatifs, (iii) la segmentation de ces changements selon une approche par composants connectés 3D, (iv) le filtrage des potentielles fausses détections et (v) le calcul du volume. L'un des points forts de la méthode est la prise en compte des incertitudes associées à la structure des nuages de points 3D LiDAR dans l'évaluation des changements significatifs, la définition d'indicateurs permettant l'identification des fausses détections et l'estimation des incertitudes associées au volume. Ces incertitudes ne sont généralement pas prises en compte dans les analyses à

partir de modèles numériques de terrain. L'application de la méthode à la région de Kaikoura et sa comparaison avec une méthode classique de cartographie manuelle à partir d'images aériennes a permis de mettre en évidence :

1. Une meilleure identification des glissements de terrain qui se traduit par (i) une meilleure détection des glissements de petite taille et (ii) une meilleure détection dans les zones non végétalisées pour lesquelles les glissement induisent peu de changements de texture, couleurs ou information spectrales sur les images ainsi que (iii) l'identification de processus difficilement détectables à partir d'information 2D comme la subsidence liée à la propagation de la surface de rupture ainsi que l'initiation et le déplacement des glissements translationnels et rotationnels.

2. Une meilleure quantification du volume. La mesure directe du volume à partir de données 3D permet d'éviter les biais liés à l'estimation indirecte par la loi volume-aire utilisée par les méthodes traditionnelles. L'approche 3D permet de supprimer l'effet d'amalgamation des glissements de terrain sur l'estimation du volume et évite la définition *a priori* des paramètres d'échelles qui sont difficiles à estimer. Par ailleurs, nos résultats suggèrent que le volume des glissements de terrain estimé à partir de méthode 2D peut être sévèrement sous-estimé dans les régions peu et non végétalisée.

3. Des arguments supplémentaires dans la compréhension des facteurs contrôlant la distribution aire-fréquence des glissements de terrain. Nos résultats donnent des arguments supplémentaires en faveur de l'hypothèse selon laquelle le *rollover* classiquement observé dans les distributions aire-fréquence des inventaires générés à partir d'images 2D est entièrement ou partiellement causé par la sous-détection des petits glissements.

5.2 Perspectives de recherche

Ce travail de thèse a contribué à montrer le vaste potentiel de l'utilisation de la simulation hydraulique 2D à haute résolution pour l'analyse morphologique des paysages fluviaux. Les futures études seront d'abord focalisées sur l'application des présents indicateurs à différents contextes tectono-climatiques afin d'investiguer davantage la capacité des indicateurs hydro-géomorphiques à (i) détecter des transitions importantes entre des processus géomorphologiques au sein des bassins versants, (ii) de caractériser la géométrie hydraulique stationnelle et amont-aval des rivières, (iii) d'identifier des anomalies dans l'organisation des paysages et (iv) définir des comportements universels dans les relations entre ces indicateurs. L'étude du bassin de Towy-Robson (chapitre 4) constitue une première étape dans ce sens. Par ailleurs, l'investigation plus approfondie de la signification physique de la mesure de la largeur effective reste nécessaire. Cette investigation pourra être menée à partir de topographies synthétiques représentant des chenaux à géométrie simple (chenaux unique droit) à des chenaux plus complexe (chenaux multiples).

La simulation hydraulique a la capacité de fournir une variété d'autres indicateurs hydro-géomorphiques intéressant à investiguer pour l'identification de transitions entre des processus géomorphologiques. A titre d'exemple, la contrainte cisailante constitue un indicateur avec de forts potentiels car c'est le paramètre fondamental contrôlant l'incision et le transport de sédiment dans les rivières (Equations (1.11) et (1.12)). L'analyse de la contrainte cisailante, en relation avec d'autres indicateurs comme l'aire drainée spécifique, pourra aider à l'identification de seuils critiques permettant de caractériser les lois d'érosion et de transport.

Enfin, tandis que la simulation hydraulique fournit un vaste potentiel pour la caractérisation des structures fluviales haute résolution comme la géométrie des rivières, ce potentiel reste limité par l'utilisation de données LiDAR topographiques. En effet, le LiDAR topographique ne fournit aucune information sur la bathymétrie des rivières, limitant grandement la caractérisation précise de leur géométrie à partir des MNT-HR dérivés. Même si leur nombre reste actuellement limité, la disponibilité croissante des données LiDAR aéroportées topo-bathymétriques fournit de nouvelles opportunités de recherche pour l'analyse géométrique des rivières à partir de simulation hydraulique 2D (Lague and Feldmann, 2020).

Tandis que l'analyse des glissements de terrain, à partir de données LiDAR, reste actuellement dominée par l'utilisation des modèles numériques de terrain dérivés (Okay et al., 2019; Tarolli, 2014), cette thèse a contribué à démontrer la plus-value apportée par l'exploitation directe de la structure 3D de ces données dans l'analyse de ces processus. Des limites actuelles dans la méthodologie fournissent des indications sur les développements futurs pouvant améliorer l'identification et l'analyse géométrique des glissements de terrain.

Actuellement, l'approche de segmentation 3D utilisée ne permet pas l'individualisation précise des glissements de terrain dans les zones de forte concentration. Ainsi, l'amalgamation des glissements constitue toujours une des sources principales d'incertitude sur l'estimation de la distribution des aires. Les tests variés réalisés montrent que l'utilisation d'algorithmes de segmentation basés sur la distribution spatiale des points (Ankerst et al., 1999b; Ester et al., 1996; McInnes et al., 2017) ne sont pas significativement plus efficace. De nouvelles approches de segmentation sont nécessaires afin de permettre une meilleure individualisation dans ces cas complexes où la densité de glissements de terrain est forte. Une piste intéressante serait d'intégrer à la fois des informations sur la structure spatiale des versants, comme l'orientation des surfaces et la position des crêtes, et sur la distribution des profondeurs 3D associés aux changements détectés. Enfin, le calcul du volume est réalisé à partir de mesures verticales à la surface topographique pouvant induire une estimation incorrecte du volume sur les fortes pentes et pour les glissements de terrain de grande taille dont la géométrie de la surface est complexe. De nouvelles approches basées sur la reconstruction de maillage 3D, utilisées par des études précédentes (e.g. Benjamin et al., 2016, 2020), fournira une quantification plus robuste du volume des glissements de terrain.

Dans ce travail de thèse, nous avons appliqué la méthode par différence de nuage de point 3D à une zone d'étude restreinte. L'application de cette méthode à d'autres régions avec différentes couvertures végétales, pour lesquelles des données LiDAR répétées existent conjointement à des inventaires générés à partir d'images 2D et des données de terrain, serait intéressante afin de poursuivre l'évaluation de la capacité relative des deux approches à fournir des inventaires complets et robustes de glissement de terrain. De plus, l'application de la méthode à large échelle contribuera à la collection d'informations précieuses sur les propriétés statistiques et géométriques des glissements de terrain qui aideront à mieux comprendre le rôle de ces agents d'érosion et des événements extrêmes sur l'évolution et l'érosion des paysages (e.g. Hovius et al., 1997; Marc et al., 2016b, 2019; Parker et al., 2011) et à mieux prédire et gérer les risques naturels directs et secondaires associés (Croissant et al., 2017a; Galli and Guzzetti, 2007; Guzzetti et al., 2012).

Je terminerai ce manuscrit par quelques mots sur le développement actuel des données topographiques haute résolution et les opportunités à venir pour l'application des méthodes développées dans cette thèse. Tandis que l'application de la détection de changements 3D reste limitée par la disponibilité d'acquisitions répétées, la disponibilité toujours croissante des données LiDAR aéroportées et l'existence de projets visant des couvertures sur des territoires nationaux entiers faciliteront l'utilisation de cette méthode pour l'identification et la caractérisation des processus géomorphologiques. Par exemple, le nouveau programme LiDAR HD porté par l'IGN permettra de réaliser une couverture LiDAR haute densité (10 pts/m² en moyenne) sur l'ensemble du territoire français métropolitain d'ici 2025. Les Etats-Unis ont à l'heure actuelle couvert près de 84 % de leur territoire avec des données haute résolution. Ce volume de données facilitera également l'application de la simulation hydraulique 2D pour l'analyse morphologique des paysages à l'échelle du bassin versant. Toutefois, ces nouvelles opportunités s'accompagneront de nombreux défis dans le traitement efficace du volume de données associé. De plus, le développement des méthodes présentées dans cette thèse et les innovations méthodologiques futures nécessiteront l'intégration de compétences informatiques, en lien avec les connaissances et les questions scientifiques, afin d'extraire la richesse d'information des données LiDAR qui aideront les géomorphologues à mieux identifier et comprendre les processus contrôlant l'évolution des paysages terrestres.

Références bibliographiques

- Alexander, D. E.: A brief survey of GIS in mass-movement studies, with reflections on theory and methods, *Geomorphology*, 94(3–4), 261–267, doi:10.1016/j.geomorph.2006.09.022, 2008.
- Anderson, H. and Webb, T.: New Zealand seismicity: Patterns revealed by the upgraded National Seismograph Network, *New Zeal. J. Geol. Geophys.*, 37(4), 477–493, doi:10.1080/00288306.1994.9514633, 1994.
- Anderson, S. and Pitlick, J.: *Journal of Geophysical Research: Earth Surface* Using repeat lidar to estimate sediment transport in a steep stream, , 621–643, doi:10.1002/2013JF002933.Received, 2014.
- Andrews, D. J. and Bucknam, R. C.: Fitting degradation of shoreline scarps by a nonlinear diffusion model, *J. Geophys. Res. Solid Earth*, 92(B12), 12857–12867, doi:http://dx.doi.org/10.1029/JB092iB12p12857; doi:10.1029/JB092iB12p12857, 1987.
- Ankerst, M., Breuing, M. M., Kriegel, H. P. and Sander, J.: OPTICS: Ordering Points To Identify the Clustering Structure, *ACM SIGMOD*, 28(2), 49–60, 1999a.
- Ankerst, M., Breunig, M. M., Kriegel, H.-P. and Sander, J.: OPTICS, *ACM SIGMOD Rec.*, 28(2), 49–60, doi:10.1145/304181.304187, 1999b.
- Arcement, G. J. and Schneider, V. R.: Guide for selecting Manning's roughness coefficients for natural channels and flood plains., 1989.
- Barlow, J., Lim, M., Rosser, N., Petley, D., Brain, M., Norman, E. and Geer, M.: Modeling cliff erosion using negative power law scaling of rockfalls, *Geomorphology*, 139–140, 416–424, doi:10.1016/j.geomorph.2011.11.006, 2012.
- Barnes, P. M., de Lépinay, B. M., Collot, J.-Y., Delteil, J. and Audru, J.-C.: Strain partitioning in the transition area between oblique subduction and continental collision, Hikurangi margin, New Zealand, *Tectonics*, 17(4), 534–557, doi:10.1029/98TC00974, 1998.
- Bates, P. D., Horritt, M. S. and Fewtrell, T. J.: A simple inertial formulation of the shallow water equations for efficient two-dimensional flood inundation modelling, *J. Hydrol.*, 387(1–2), 33–45, doi:10.1016/j.jhydrol.2010.03.027, 2010.
- Baynes, E. R. C., Lague, D., Attal, M., Gangloff, A., Kirstein, L. A. and Dugmore, A. J.: River self-organisation inhibits discharge control on waterfall migration, *Sci. Rep.*, 8(1), 2444, doi:10.1038/s41598-018-20767-6, 2018.
- Baynes, E. R. C., Lague, D., Steer, P., Bonnet, S. and Illien, L.: Sediment flux-driven channel geometry adjustment of bedrock and mixed gravel–bedrock rivers, *Earth Surf. Process. Landforms*, 45(14), 3714–3731, doi:10.1002/esp.4996, 2020.
- Behling, R., Roessner, S., Kaufmann, H. and Kleinschmit, B.: Automated spatiotemporal landslide mapping over large areas using rapideye time series data, *Remote Sens.*, 6(9), 8026–8055, doi:10.3390/rs6098026, 2014.
- Behling, R., Roessner, S., Golovko, D. and Kleinschmit, B.: Derivation of long-term spatiotemporal landslide activity—A multi-sensor time series approach, *Remote Sens. Environ.*, 186, 88–104, doi:10.1016/j.rse.2016.07.017, 2016a.
- Behling, R., Roessner, S., Golovko, D. and Kleinschmit, B.: Derivation of long-term spatiotemporal landslide activity—A multi-sensor time series approach, *Remote Sens. Environ.*, 186, 88–104, doi:10.1016/j.rse.2016.07.017, 2016b.
- Bellos, V. and Tsakiris, G.: A hybrid method for flood simulation in small catchments combining hydrodynamic and hydrological techniques, *J. Hydrol.*, 540, 331–339, doi:10.1016/j.jhydrol.2016.06.040, 2016.
- Belmont, P.: Floodplain width adjustments in response to rapid base level fall and knickpoint migration, *Geomorphology*, 128(1–2), 92–102, doi:10.1016/j.geomorph.2010.12.026, 2011.
- Benjamin, J., Rosser, N. and Brain, M.: Rockfall detection and volumetric characterisation using

- LiDAR, in *Landslides and Engineered Slopes. Experience, Theory and Practice*, vol. 2, pp. 389–395, CRC Press., 2016.
- Benjamin, J., Rosser, N. J. and Brain, M. J.: Emergent characteristics of rockfall inventories captured at a regional scale, *Earth Surf. Process. Landforms*, 45(12), 2773–2787, doi:10.1002/esp.4929, 2020.
- Bennett, G. L., Molnar, P., Eisenbeiss, H. and McArdeell, B. W.: Erosional power in the Swiss Alps: characterization of slope failure in the Illgraben, *Earth Surf. Process. Landforms*, 37(15), 1627–1640, doi:10.1002/esp.3263, 2012.
- Bernard, T.: Supporting dataset for the paper: “Consistent hydro-geomorphic indicators for high resolution topographic analysis,” , (Version 1, 2021).
- Bernat Gazibara, S., Krkač, M. and Mihalić Arbanas, S.: Landslide inventory mapping using LiDAR data in the City of Zagreb (Croatia), *J. Maps*, 15(2), 773–779, doi:10.1080/17445647.2019.1671906, 2019.
- Besl, P. J. and McKay, N. D.: A Method for Registration of 3-D Shapes, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 14(2), 239–256, doi:10.1109/34.121791, 1992.
- Beven, K. J. and Kirkby, M. J.: A physically based, variable contributing area model of basin hydrology, *Hydrol. Sci. Bull.*, 24(1), 43–69, doi:10.1080/02626667909491834, 1979.
- Bierman, P. R. and Montgomery, D. R.: *Key concepts in Geomorphology*, W.H Freeman and Company Publishers, New York., 2014.
- Biron, P. M., Choné, G., Buffin-Bélanger, T., Demers, S. and Olsen, T.: Improvement of streams hydro-geomorphological assessment using LiDAR DEMs, *Earth Surf. Process. Landforms*, 38(15), 1808–1821, doi:10.1002/esp.3425, 2013.
- Bloom, C. K., Howell, A., Stahl, T., Massey, C. and Singeisen, C.: The influence of off-fault deformation zones on the near-fault distribution of coseismic landslides, *Geology*, XX(Xx), 1–6, doi:10.1130/G49429.1, 2021.
- Booth, A. M., Roering, J. J. and Rempel, A. W.: Topographic signatures and a general transport law for deep-seated landslides in a landscape evolution model, *J. Geophys. Res. Earth Surf.*, 118(2), 603–624, doi:10.1002/jgrf.20051, 2013.
- Bout, B. and Jetten, V. G.: The validity of flow approximations when simulating catchment-integrated flash floods, *J. Hydrol.*, 556, 674–688, doi:10.1016/j.jhydrol.2017.11.033, 2018.
- Brardinoni, F. and Church, M.: Representing the landslide magnitude-frequency relation: Capilano River basin, British Columbia, *Earth Surf. Process. Landforms*, 29(1), 115–124, doi:10.1002/esp.1029, 2004.
- Brierley, G. J. and Fryirs, K. A.: *Geomorphology and River Management: Applications of the River Styles Framework*, John Wiley & Sons., 2013.
- Brodu, N. and Lague, D.: 3D terrestrial lidar data classification of complex natural scenes using a multi-scale dimensionality criterion: Applications in geomorphology, *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, 68(1), 121–134, doi:10.1016/j.isprsjprs.2012.01.006, 2012.
- Bull, J. M., Miller, H., Gravley, D. M., Costello, D., Hikuroa, D. C. H. and Dix, J. K.: Assessing debris flows using LIDAR differencing: 18 May 2005 Matata event, New Zealand, *Geomorphology*, 124(1–2), 75–84, doi:10.1016/j.geomorph.2010.08.011, 2010.
- Burns, W. J., Coe, J. A., Kaya, B. S. and Ma, L.: Analysis of Elevation Changes Detected from Multi-Temporal LiDAR Surveys in Forested Landslide Terrain in Western Oregon, *Environ. Eng. Geosci.*, 16(4), 315–341, doi:10.2113/gsegeosci.16.4.315, 2010.
- Canterbury, E.: *Canterbury Imagery 2015 to 2019*, [online] Available from: https://gisbasemap.ecan.govt.nz/arcgis/rest/services/Imagery/Canterbury_Imagery_2015_2019/MapServer, 2019.

- Carrea, D., Abellan, A., Derron, M.-H., Gauvin, N. and Jaboyedoff, M.: MATLAB Virtual Toolbox for Retrospective Rockfall Source Detection and Volume Estimation Using 3D Point Clouds: A Case Study of a Subalpine Molasse Cliff, *Geosciences*, 11(2), 75, doi:10.3390/geosciences11020075, 2021.
- Carter, W., Shrestha, R., Tuell, G., Bloomquist, D. and Sartori, M.: Airborne laser swath mapping shines new light on Earth's topography, *Eos, Trans. Am. Geophys. Union*, 82(46), 549–549, doi:10.1029/01EO00321, 2001.
- Cavalli, M., Tarolli, P., Marchi, L. and Dalla Fontana, G.: The effectiveness of airborne LiDAR data in the recognition of channel-bed morphology, *CATENA*, 73(3), 249–260, doi:10.1016/j.catena.2007.11.001, 2008.
- Cavalli, M., Goldin, B., Comiti, F., Brardinoni, F. and Marchi, L.: Assessment of erosion and deposition in steep mountain basins by differencing sequential digital terrain models, *Geomorphology*, 291, 4–16, doi:10.1016/j.geomorph.2016.04.009, 2017.
- Cea, L., Garrido, M. and Puertas, J.: Experimental validation of two-dimensional depth-averaged models for forecasting rainfall–runoff from precipitation data in urban areas, *J. Hydrol.*, 382(1–4), 88–102, doi:10.1016/j.jhydrol.2009.12.020, 2010.
- Cea, L., Legout, C., Darboux, F., Esteves, M. and Nord, G.: Experimental validation of a 2D overland flow model using high resolution water depth and velocity data, *J. Hydrol.*, 513, 142–153, doi:10.1016/j.jhydrol.2014.03.052, 2014.
- Chaplot, V., Darboux, F., Bourennane, H., Leguédais, S., Silvera, N. and Phachomphon, K.: Accuracy of interpolation techniques for the derivation of digital elevation models in relation to landform types and data density, *Geomorphology*, 77(1–2), 126–141, doi:10.1016/j.geomorph.2005.12.010, 2006.
- Chase, C. G.: Fluvial landsculpting and the fractal dimension of topography, *Geomorphology*, 5(1–2), 39–57, doi:10.1016/0169-555X(92)90057-U, 1992.
- Chen, Z., Gao, B. and Devereux, B.: State-of-the-Art: DTM Generation Using Airborne LIDAR Data, *Sensors*, 17(12), 150, doi:10.3390/s17010150, 2017.
- Chow, V. T.: *Open-channel hydraulics*, New York., 1959.
- Clark, K. J., Nissen, E. K., Howarth, J. D., Hamling, I. J., Mountjoy, J. J., Ries, W. F., Jones, K., Goldstien, S., Cochran, U. A., Villamor, P., Hreinsdóttir, S., Litchfield, N. J., Mueller, C., Berryman, K. R. and Strong, D. T.: Highly variable coastal deformation in the 2016 MW7.8 Kaikōura earthquake reflects rupture complexity along a transpressional plate boundary, *Earth Planet. Sci. Lett.*, 474, 334–344, doi:10.1016/j.epsl.2017.06.048, 2017.
- Clubb, F. J., Mudd, S. M., Milodowski, D. T., Hurst, M. D. and Slater, L. J.: Objective extraction of channel heads from high-resolution topographic data, *Water Resour. Res.*, 50(5), 4283–4304, doi:10.1002/2013WR015167, 2014.
- Clubb, F. J., Mudd, S. M., Milodowski, D. T., Valters, D. A., Slater, L. J., Hurst, M. D. and Limaye, A. B.: Geomorphometric delineation of floodplains and terraces from objectively defined topographic thresholds, *Earth Surf. Dyn.*, 5(3), 369–385, doi:10.5194/esurf-5-369-2017, 2017.
- Corsini, A., Borgatti, L., Cervi, F., Dahne, A., Ronchetti, F. and Sterzai, P.: Estimating mass-wasting processes in active earth slides - Earth flows with time-series of High-Resolution DEMs from photogrammetry and airborne LiDAR, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 9(2), 433–439, doi:10.5194/nhess-9-433-2009, 2009.
- Costabile, P. and Costanzo, C.: A 2D-SWEs framework for efficient catchment-scale simulations: Hydrodynamic scaling properties of river networks and implications for non-uniform grids generation, *J. Hydrol.*, 599(February), 126306, doi:10.1016/j.jhydrol.2021.126306, 2021.
- Costabile, P., Costanzo, C. and Macchione, F.: Comparative analysis of overland flow models using finite volume schemes, *J. Hydroinformatics*, 14(1), 122–135, doi:10.2166/hydro.2011.077, 2012.

- Costabile, P., Costanzo, C., De Bartolo, S., Gangi, F., Macchione, F. and Tomasicchio, G. R.: Hydraulic Characterization of River Networks Based on Flow Patterns Simulated by 2-D Shallow Water Modeling: Scaling Properties, Multifractal Interpretation, and Perspectives for Channel Heads Detection, *Water Resour. Res.*, 55(9), 7717–7752, doi:10.1029/2018WR024083, 2019.
- Coulthard, T. J., Neal, J. C., Bates, P. D., Ramirez, J., de Almeida, G. A. M. and Hancock, G. R.: Integrating the LISFLOOD-FP 2D hydrodynamic model with the CAESAR model: Implications for modelling landscape evolution, *Earth Surf. Process. Landforms*, 38(15), 1897–1906, doi:10.1002/esp.3478, 2013.
- Crave, A. and Davy, P.: A stochastic “precipiton” model for simulating erosion/sedimentation dynamics, *Comput. Geosci.*, 27(7), 815–827, doi:10.1016/S0098-3004(00)00167-9, 2001.
- Croissant, T.: Modélisation numérique de l’impact des grands tremblements de terre sur la dynamique des rivières., Université Rennes 1., 2016.
- Croissant, T., Lague, D., Davy, P., Davies, T. and Steer, P.: A precipiton-based approach to model hydro-sedimentary hazards induced by large sediment supplies in alluvial fans, *Earth Surf. Process. Landforms*, 42(13), 2054–2067, doi:10.1002/esp.4171, 2017a.
- Croissant, T., Lague, D., Steer, P. and Davy, P.: Rapid post-seismic landslide evacuation boosted by dynamic river width, *Nat. Geosci.*, 10(9), 680–684, doi:10.1038/ngeo3005, 2017b.
- Croissant, T., Lague, D. and Davy, P.: Channel Widening Downstream of Valley Gorges Influenced by Flood Frequency and Floodplain Roughness, *J. Geophys. Res. Earth Surf.*, 124(1), 154–174, doi:10.1029/2018JF004767, 2019.
- Croke, J., Todd, P., Thompson, C., Watson, F., Denham, R. and Khanal, G.: The use of multi temporal LiDAR to assess basin-scale erosion and deposition following the catastrophic January 2011 Lockyer flood, SE Queensland, Australia, *Geomorphology*, 184, 111–126, doi:http://dx.doi.org/10.1016/j.geomorph.2012.11.023, 2013.
- Crosby, C. J., Arrowsmith, J. R. and Nandigam, V.: Zero to a trillion: Advancing Earth surface process studies with open access to high-resolution topography, pp. 317–338., 2020.
- Crozier, M. J.: Landslides, in *Environmental Geology*, pp. 371–375, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht., 1999.
- Culling, W. E. H.: Analytical Theory of Erosion, *J. Geol.*, 68(3), doi:https://doi.org/10.1086/626663, 1960.
- Culling, W. E. H.: Soil Creep and the Development of Hillside Slopes, *J. Geol.*, 71(2), 1963.
- David, A. and Schmalz, B.: Flood hazard analysis in small catchments: Comparison of hydrological and hydrodynamic approaches by the use of direct rainfall, *J. Flood Risk Manag.*, 13(4), 1–26, doi:10.1111/jfr3.12639, 2020.
- Davy, P. and Crave, A.: Upscaling local-scale transport processes in large-scale relief dynamics, *Phys. Chem. Earth, Part A Solid Earth Geod.*, 25(6–7), 533–541, doi:10.1016/S1464-1895(00)00082-X, 2000.
- Davy, P. and Lague, D.: Fluvial erosion/transport equation of landscape evolution models revisited, *J. Geophys. Res. Solid Earth*, 114(3), 1–16, doi:10.1029/2008JF001146, 2009.
- Davy, P., Croissant, T. and Lague, D.: A precipiton method to calculate river hydrodynamics, with applications to flood prediction, landscape evolution models, and braiding instabilities, *J. Geophys. Res. Earth Surf.*, 122(8), 1491–1512, doi:10.1002/2016JF004156, 2017.
- Degiorgis, M., Gnecco, G., Gorni, S., Roth, G., Sanguineti, M. and Taramasso, A. C.: Classifiers for the detection of flood-prone areas using remote sensed elevation data, *J. Hydrol.*, 470–471, 302–315, doi:10.1016/j.jhydrol.2012.09.006, 2012.
- Dellow, S., Massey, C., Cox, S., Archibald, G., Begg, J., Bruce, Z., Carey, J., Davidson, J., Pasqua, F. Della, Glassey, P., Hill, M., Jones, K., Lyndsell, B., Lukovic, B., McColl, S., Rattenbury, M.,

- Read, S., Rosser, B., Singeisen, C., Townsend, D., Villamor, P., Villeneuve, M., Godt, J., Jibson, R., Allstadt, K., Rengers, F., Wartman, J., Rathje, E., Sitar, N., Adda, A.-Z., Manousakis, J. and Little, M.: Landslides caused by the Mw7.8 Kaikōura earthquake and the immediate response, *Bull. New Zeal. Soc. Earthq. Eng.*, 50(2), 106–116, doi:10.5459/bnzsee.50.2.106-116, 2017.
- Delong, S. B., Prentice, C. S., Hilley, G. E., Ebert, Y. and Park, M.: Multitemporal ALSM change detection , sediment delivery , and process mapping at an active earthflow, *Earth Surf. Process. Landforms*, 37, 262–272, doi:10.1002/esp.2234, 2012.
- DiBiase, R. A. and Lamb, M. P.: Dry sediment loading of headwater channels fuels post-wildfire debris flows in bedrock landscapes, *Geology*, 48(2), 189–193, doi:10.1130/G46847.1, 2020.
- DiBiase, R. A. and Whipple, K. X.: The influence of erosion thresholds and runoff variability on the relationships among topography, climate, and erosion rate, *J. Geophys. Res. Earth Surf.*, 116(4), 1–17, doi:10.1029/2011JF002095, 2011.
- Dietrich, G.: Eel River Critical Zone Observatory July 2014 Lidar Survey, Natl. Cent. Airborne Laser Mapp. (NCALM). Distrib. by OpenTopography, doi:https://doi.org/10.5069/G9MP517V, 2014.
- Dietrich, W. E. and Dunne, T.: The Channel Head, *Channel Netw. Hydrol.*, (December), 175–219, 1993.
- Dietrich, W. E., Wilson, C. J. and Reneau, S. L.: Hollows, colluvium, and landslides in soil-mantled landscapes, *Routledge.*, 1986.
- Dietrich, W. E., Wilson, C. J., Montgomery, D. R. and McKean, J.: Analysis of Erosion Thresholds, Channel Networks, and Landscape Morphology Using a Digital Terrain Model., *J. Geol.*, 101(2), 259–278, 1992.
- Van Dissen, R. and Yeats, R. S.: Hope fault, Jordan thrust, and uplift of the Seaward Kaikoura Range, New Zealand, *Geology*, 19(4), 393, doi:10.1130/0091-7613(1991)019<0393:HFJTAU>2.3.CO;2, 1991.
- Dodov, B. A. and Fofoula-Georgiou, E.: Floodplain Morphometry Extraction From a High-Resolution Digital Elevation Model: A Simple Algorithm for Regional Analysis Studies, *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 3(3), 410–413, doi:10.1109/LGRS.2006.874161, 2006.
- DR, M. and WE, D.: A physically based model for the topographic control on shallow landsliding, *Water Resour. Res.*, 30(4), 1153–1171, 1994.
- Duffy, B., Quigley, M., Barrell, D. J. A., Van Dissen, R., Stahl, T., Leprince, S., McInnes, C. and Bilderback, E.: Fault kinematics and surface deformation across a releasing bend during the 2010 MW 7.1 Darfield, New Zealand, earthquake revealed by differential LiDAR and cadastral surveying, *Geol. Soc. Am. Bull.*, 125(3–4), 420–431, doi:10.1130/B30753.1, 2013.
- Dunne, T.: Formation and controls of channel networks, *Prog. Phys. Geogr. Earth Environ.*, 4(2), 211–239, doi:10.1177/030913338000400204, 1980.
- Duvall, A.: Tectonic and lithologic controls on bedrock channel profiles and processes in coastal California, *J. Geophys. Res.*, 109(F3), 1–18, doi:10.1029/2003jf000086, 2004.
- Eaton, B. C.: 9.18 Hydraulic Geometry: Empirical Investigations and Theoretical Approaches, in *Treatise on Geomorphology*, vol. 9, pp. 313–329, Elsevier., 2013.
- EDF R&D, T. P.: Cloudcompare (version 2.12), [online] Available from: <http://www.danielgm.net/cc/>, 2011.
- Van Den Eeckhaut, M., Poesen, J., Govers, G., Verstraeten, G. and Demoulin, A.: Characteristics of the size distribution of recent and historical landslides in a populated hilly region, *Earth Planet. Sci. Lett.*, 256(3–4), 588–603, doi:10.1016/j.epsl.2007.01.040, 2007.
- Engelkemeir, R. M. and Khan, S. D.: Lidar mapping of faults in Houston, Texas, USA, *Geosphere*, 4(1), 170, doi:10.1130/GES00096.1, 2008.
- Erdogan, S.: A comparison of interpolation methods for producing digital elevation models at the field

- scale, *Earth Surf. Process. Landforms*, 34(3), 366–376, doi:10.1002/esp.1731, 2009.
- Esposito, G., Salvini, R., Matano, F., Sacchi, M., Danzi, M., Somma, R. and Troise, C.: Multitemporal monitoring of a coastal landslide through SfM-derived point cloud comparison, *Photogramm. Rec.*, 32(160), 459–479, doi:10.1111/phor.12218, 2017.
- Ester, M., Kriegel, H.-P., Sander, J. and Xu, X.: A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise, in *Proceedings of the 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, vol. 96, pp. 226–231., 1996.
- Evans, J. S. and Huddak, A. T.: A multiscale curvature algorithm for classifying discrete return lidar in forested environments, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 45, 1029–1038, 2007.
- Farr, T. G., Rosen, P. A., Caro, E., Crippen, R., Duren, R., Hensley, S., Kobrick, M., Paller, M., Rodriguez, E., Roth, L., Seal, D., Shaffer, S., Shimada, J., Umland, J., Werner, M., Oskin, M., Burbank, D. and Alsdorf, D.: The Shuttle Radar Topography Mission, *Rev. Geophys.*, 45(2), RG2004, doi:10.1029/2005RG000183, 2007.
- Favalli, M., Fornaciari, A., Mazzarini, F., Harris, A., Neri, M., Behncke, B., Pareschi, M. T., Tarquini, S. and Boschi, E.: Evolution of an active lava flow field using a multitemporal LIDAR acquisition, *J. Geophys. Res.*, 115(B11), B11203, doi:10.1029/2010JB007463, 2010.
- Ferguson, R. I.: Hydraulics and hydraulic geometry, *Prog. Phys. Geogr. Earth Environ.*, 10(1), 1–31, doi:10.1177/030913338601000101, 1986.
- Finnegan, N. J., Roe, G., Montgomery, D. R. and Hallet, B.: Controls on the channel width of rivers: Implications for modeling fluvial incision of bedrock, *Geology*, 33(3), 229–232, doi:10.1130/G21171.1, 2005.
- Finnegan, N. J., Sklar, L. S. and Fuller, T. K.: Interplay of sediment supply, river incision, and channel morphology revealed by the transient evolution of an experimental bedrock channel, *J. Geophys. Res. Earth Surf.*, 112(3), 1–17, doi:10.1029/2006JF000569, 2007.
- Finnegan, N. J., Broudy, K. N., Nereson, A. L., Roering, J. J., Handwerker, A. L. and Bennett, G.: River channel width controls blocking by slow-moving landslides in California’s Franciscan mélange, *Earth Surf. Dyn.*, 7(3), 879–894, doi:10.5194/esurf-7-879-2019, 2019.
- Fisher, G. B., Bookhagen, B. and Amos, C. B.: Channel planform geometry and slopes from freely available high-spatial resolution imagery and DEM fusion: Implications for channel width scalings, erosion proxies, and fluvial signatures in tectonically active landscapes, *Geomorphology*, 194, 46–56, doi:10.1016/j.geomorph.2013.04.011, 2013.
- Flint, J. J.: Stream gradient as a function of order, magnitude, and discharge, *Water Resour. Res.*, 10(5), 969–973, doi:10.1029/WR010i005p00969, 1974.
- Frattoni, P. and Crosta, G. B.: The role of material properties and landscape morphology on landslide size distributions, *Earth Planet. Sci. Lett.*, 361, 310–319, doi:10.1016/j.epsl.2012.10.029, 2013.
- Fuller, T. K., Perg, L. A., Willenbring, J. K. and Lepper, K.: Field evidence for climate-driven changes in sediment supply leading to strath terrace formation, *Geology*, 37(5), 467–470, doi:10.1130/G25487A.1, 2009.
- Gallant, J. C. and Hutchinson, M. F.: A differential equation for specific catchment area, *Water Resour. Res.*, 47(5), 1–14, doi:10.1029/2009WR008540, 2011.
- Galli, M. and Guzzetti, F.: Landslide Vulnerability Criteria: A Case Study from Umbria, Central Italy, *Environ. Manage.*, 40(4), 649–665, doi:10.1007/s00267-006-0325-4, 2007.
- Gao, J.: Resolution and accuracy of terrain representation by grid DEMs at a micro-scale, *Int. J. Geogr. Inf. Sci.*, 11(2), 199–212, doi:10.1080/136588197242464, 1997.
- Garcia Lugo, G. A., Bertoldi, W., Henshaw, A. J. and Gurnell, A. M.: The effect of lateral confinement on gravel bed river morphology, *Water Resour. Res.*, 51(9), 7145–7158, doi:10.1002/2015WR017081, 2015.

- Geographx: NZ 8m Digital Elevation Model (2012), LINZ - L. Inf. New Zeal. [online] Available from: <https://data.linz.govt.nz/layer/51768-nz-8m-digital-elevation-model-2012/> (Accessed 8 December 2021), 2014.
- Gesch, D. B., Verdin, K. L. and Greenlee, S. K.: New land surface digital elevation model covers the Earth, *Eos, Trans. Am. Geophys. Union*, 80(6), 69, doi:10.1029/99EO00050, 1999.
- Gilbert, G. K.: *Geology of the Henry Mountains*, edited by U. S. G. P. Office, Washington. [online] Available from: https://books.google.fr/books?hl=fr&lr=&id=AMEQAAAAIAAJ&oi=fnd&pg=PA1&ots=MbOPJFka0a&sig=CeFv8ID-YuVfA6P4-lSzTnNjVr4&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false, 1877.
- Gilbert, G. K.: The Convexity of Hilltops, *J. Geol.*, 17(4), 344–350, doi:10.1086/621620, 1909.
- Giordan, D., Allasia, P., Manconi, A., Baldo, M., Santangelo, M., Cardinali, M., Corazza, A., Albanese, V., Lollino, G. and Guzzetti, F.: Geomorphology Morphological and kinematic evolution of a large earth flow: The Montaguto landslide, southern Italy, *Geomorphology*, 187, 61–79, doi:10.1016/j.geomorph.2012.12.035, 2013.
- Glenn, N. F., Streutker, D. R., Chadwick, D. J., Thackray, G. D. and Dorsch, S. J.: Analysis of LiDAR-derived topographic information for characterizing and differentiating landslide morphology and activity, *Geomorphology*, 73(1–2), 131–148, doi:10.1016/j.geomorph.2005.07.006, 2006.
- Glennie, C.: Rigorous 3D error analysis of kinematic scanning LIDAR systems, *J. Appl. Geod.*, 1(3), 147–157, doi:10.1515/jag.2007.017, 2008.
- Glennie, C. L., Carter, W. E., Shrestha, R. L. and Dietrich, W. E.: Geodetic imaging with airborne LiDAR: the Earth's surface revealed, *Reports Prog. Phys.*, 76(8), 086801, doi:10.1088/0034-4885/76/8/086801, 2013.
- Goldrick, G. and Bishop, P.: Regional analysis of bedrock stream long profiles: evaluation of Hack's SL form, and formulation and assessment of an alternative (the DS form), *Earth Surf. Process. Landforms*, 32(5), 649–671, doi:10.1002/esp.1413, 2007.
- Gorum, T., Fan, X., van Westen, C. J., Huang, R. Q., Xu, Q., Tang, C. and Wang, G.: Distribution pattern of earthquake-induced landslides triggered by the 12 May 2008 Wenchuan earthquake, *Geomorphology*, 133(3–4), 152–167, doi:10.1016/j.geomorph.2010.12.030, 2011.
- Grieve, S. W. D., Mudd, S. M., Milodowski, D. T., Clubb, F. J. and Furbish, D. J.: How does grid-resolution modulate the topographic expression of geomorphic processes?, *Earth Surf. Dyn.*, 4(3), 627–653, doi:10.5194/esurf-4-627-2016, 2016.
- Grimaldi, S., Petroselli, A., Arcangeletti, E. and Nardi, F.: Flood mapping in ungauged basins using fully continuous hydrologic–hydraulic modeling, *J. Hydrol.*, 487, 39–47, doi:https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.02.023, 2013.
- Güneralp, I., Filippi, A. M. and Hales, B.: Influence of river channel morphology and bank characteristics on water surface boundary delineation using high-resolution passive remote sensing and template matching, *Earth Surf. Process. Landforms*, 39(7), 977–986, doi:10.1002/esp.3560, 2014.
- Guthrie, R. H. and Evans, S. G.: Magnitude and frequency of landslides triggered by a storm event, Loughborough Inlet, British Columbia, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 4(3), 475–483, doi:10.5194/nhess-4-475-2004, 2004.
- Guthrie, R. H., Deadman, P. J., Cabrera, A. R. and Evans, S. G.: Exploring the magnitude–frequency distribution: a cellular automata model for landslides, *Landslides*, 5(1), 151–159, doi:10.1007/s10346-007-0104-1, 2008.
- Guzzetti, F., Malamud, B. D., Turcotte, D. L. and Reichenbach, P.: Power-law correlations of landslide areas in central Italy, *Earth Planet. Sci. Lett.*, 195(3–4), 169–183, doi:10.1016/S0012-821X(01)00589-1, 2002.

- Guzzetti, F., Stark, C. P. and Salvati, P.: Evaluation of Flood and Landslide Risk to the Population of Italy, *Environ. Manage.*, 36(1), 15–36, doi:10.1007/s00267-003-0257-1, 2005.
- Guzzetti, F., Mondini, A. C., Cardinali, M., Fiorucci, F., Santangelo, M. and Chang, K. T.: Landslide inventory maps: New tools for an old problem, *Earth-Science Rev.*, 112(1–2), 42–66, doi:10.1016/j.earscirev.2012.02.001, 2012.
- Hack, J.: Studies of longitudinal profiles in Virginia and Maryland. [online] Available from: [https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=Studies of longitudinal profiles in Virginia and Maryland&author=J. Hack&publication_year=1957](https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=Studies+of+longitudinal+profiles+in+Virginia+and+Maryland&author=J.+Hack&publication_year=1957), 1957.
- Hamling, I. J., Sigrun, H., Clark, K., Elliott, J., Liang, C., Fielding, E., Litchfield, N., Villamor, P., Wallace, L., Wright, T. J., D’Anastasio, E., Bannister, S., Burbidge, D., Denys, P., Gentle, P., Howarth, J., Mueller, C., Palmer, N., Pearson, C., Power, W., Barnes, P., Barrell, D. J. A., Van Dissen, R., Langridge, R., Little, T., Nicol, A., Pettinga, J., Rowland, J. and Stirling, M.: Complex multi-fault rupture during the 2016 Mw 7.8 Kaik ura earthquake, New Zealand, *Science* (80-.), 356(6334), eaam7194, doi:<https://doi.org/10.1126/science.aam7194>, 2017.
- Hancock, G. S. and Anderson, R. S.: Numerical modeling of fluvial strath-terrace formation in response to oscillating climate, *GSA Bull.*, 114(9), 1131–1142, doi:[https://doi.org/10.1130/0016-7606\(2002\)114<1131:NMOFST>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1130/0016-7606(2002)114<1131:NMOFST>2.0.CO;2), 2002.
- Hansen, M. C. and Loveland, T. R.: A review of large area monitoring of land cover change using Landsat data, *Remote Sens. Environ.*, 122, 66–74, doi:10.1016/j.rse.2011.08.024, 2012.
- Harp, E. L. and Jibson, R. W.: Landslides triggered by the 1994 Northridge, California, earthquake, *Bull. Seismol. Soc. Am.*, 86(1 SUPPL. B), 1996.
- Harris, A., Favalli, M., Steffke, A., Fornaciai, A. and Boschi, E.: A relation between lava discharge rate, thermal insulation, and flow area set using lidar data, *Geophys. Res. Lett.*, 37(20), n/a-n/a, doi:10.1029/2010GL044683, 2010.
- Haviv, I., Enzel, Y., Whipple, K. X., Zilberman, E., Matmon, A., Stone, J. and Fifield, K. L.: Evolution of vertical knickpoints (waterfalls) with resistant caprock: Insights from numerical modeling, *J. Geophys. Res. Earth Surf.*, 115(3), 1–22, doi:10.1029/2008JF001187, 2010.
- Hocini, N., Payrastre, O., Bourgin, F., Gaume, E., Davy, P., Lague, D., Poinignon, L. and Pons, F.: Performance of automated methods for flash flood inundation mapping: a comparison of a digital terrain model (DTM) filling and two hydrodynamic methods, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 25(6), 2979–2995, doi:10.5194/hess-25-2979-2021, 2021.
- Horton, R. E.: Erosional development of streams and their drainage basins; hydrological approach to quantitative morphology, *Bull. Geol. Soc. Am.*, 56(March), 275–370, doi:[https://doi.org/10.1130/0016-7606\(1945\)56\[275:EDOSAT\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1130/0016-7606(1945)56[275:EDOSAT]2.0.CO;2), 1945.
- Hovius, N., Stark, C. P. and Allen, P. A.: Sediment flux from a mountain belt derived by landslide mapping, *Geology*, 25(3), 231, doi:10.1130/0091-7613(1997)025<0231:SFFAMB>2.3.CO;2, 1997.
- Hovius, N., Stark, C. P., Hao-Tsu, C. and Jiun-Chuan, L.: Supply and Removal of Sediment in a Landslide-Dominated Mountain Belt: Central Range, Taiwan, *J. Geol.*, 108(1), 73–89, doi:10.1086/314387, 2000.
- Howard, A. D.: Thresholds in river regimes, in *Thresholds in Geomorphology*, p. 32, Allen and Unwin, London., 1980.
- Howard, A. D.: A detachment-limited model of drainage basin evolution, *Water Resour. Res.*, 30(7), 2261–2285, doi:10.1029/94WR00757, 1994.
- Howard, A. D.: Long profile development of bedrock channels: interaction of weathering, mass wasting, bed erosion, and sediment transport., in *Rivers Over Rock: Fluvial Processes in Bedrock Channels*, edited by K. J. Tinkler and E. E. Wohl, pp. 297–319, American Geophysical Union, Washington, DC., 1998.

- Howard, A. D. and Kerby, G.: Channel changes in badlands., *Geol. Soc. Am. Bull.*, 94(6), 739–752, doi:10.1130/0016-7606(1983)94<739:CCIB>2.0.CO;2, 1983.
- Howard, A. D., Dietrich, W. E. and Seidl, M. A.: Modeling fluvial erosion on regional to continental scales, *J. Geophys. Res. Solid Earth*, 99(B7), 13971–13986, doi:https://doi.org/10.1029/94JB00744, 1987.
- Howat, I. M., Porter, C., Smith, B. E., Noh, M.-J. and Morin, P.: The Reference Elevation Model of Antarctica, *Cryosph.*, 13(2), 665–674, doi:10.5194/tc-13-665-2019, 2019.
- Huggett, R. J.: *Fundamentals of Geomorphology - Fourth edition*, Routledge, London., 2016.
- Hungr, O., Evans, S. G. and Hazzard, J.: Magnitude and frequency of rock falls and rock slides along the main transportation corridors of southwestern British Columbia, *Can. Geotech. J.*, 36(2), 224–238, doi:10.1139/t98-106, 1999.
- Hurst, M. D., Grieve, S. W. D., Clubb, F. J. and Mudd, S. M.: Detection of channel-hillslope coupling along a tectonic gradient, *Earth Planet. Sci. Lett.*, 522, 30–39, doi:10.1016/j.epsl.2019.06.018, 2019.
- Ijjasz-Vasquez, E. J. and Bras, R. L.: Scaling regimes of local slope versus contributing area in digital elevation models, *Geomorphology*, 12(4), 299–311, doi:10.1016/0169-555X(95)00012-T, 1995.
- Istanbulluoglu, E. and Bras, R. L.: Vegetation-modulated landscape evolution: Effects of vegetation on landscape processes, drainage density, and topography, *J. Geophys. Res. Earth Surf.*, 110(2), 1–19, doi:10.1029/2004JF000249, 2005.
- Jaboyedoff, M., Oppikofer, T., Abellán, A., Derron, M. H., Loye, A., Metzger, R. and Pedrazzini, A.: Use of LIDAR in landslide investigations: A review, *Nat. Hazards*, 61(1), 5–28, doi:10.1007/s11069-010-9634-2, 2012.
- Jain, V., Fryirs, K. and Brierley, G.: Where do floodplains begin? The role of total stream power and longitudinal profile form on floodplain initiation processes, *Geol. Soc. Am. Bull.*, 120(1–2), 127–141, doi:10.1130/B26092.1, 2008.
- Jeandet, L., Steer, P., Lague, D. and Davy, P.: Coulomb Mechanics and Relief Constraints Explain Landslide Size Distribution, *Geophys. Res. Lett.*, 46(8), 4258–4266, doi:10.1029/2019GL082351, 2019.
- Jefferson, A. J. and Mcgee, R. W.: Channel network extent in the context of historical land use, flow generation processes, and landscape evolution in the North Carolina Piedmont, *Earth Surf. Process. Landforms*, 38(6), 601–613, doi:10.1002/esp.3308, 2013.
- Joerg, P. C., Morsdorf, F. and Zemp, M.: Uncertainty assessment of multi-temporal airborne laser scanning data: A case study on an Alpine glacier, *Remote Sens. Environ.*, 127, 118–129, doi:10.1016/j.rse.2012.08.012, 2012.
- Johansen, K., Tiede, D., Blaschke, T., Arroyo, L. A. and Phinn, S.: Automatic geographic object based mapping of streambed and riparian zone extent from LiDAR data in a temperate rural urban environment, Australia, *Remote Sens.*, 3(6), 1139–1156, doi:10.3390/rs3061139, 2011.
- Johnson, K., Nissen, E., Saripalli, S., Arrowsmith, J. R., McGarey, P., Scharer, K., Williams, P. and Blisniuk, K.: Rapid mapping of ultrafine fault zone topography with structure from motion, *Geosphere*, 10(5), 969–986, doi:10.1130/GES01017.1, 2014.
- Kaiser, A., Balfour, N., Fry, B., Holden, C., Litchfield, N., Anastasio, E. D., Horspool, N., Mcverry, G., Ristau, J., Bannister, S., Christophersen, A., Clark, K., Power, W., Rhoades, D., Massey, C., Wallace, L., Mountjoy, J., Kaneko, Y., Benites, R., Houtte, C. Van, Dellow, S., Wotherspoon, L., Elwood, K. and Gledhill, K.: The 2016 Kaikoura, New Zealand, Earthquake: Preliminary Seismological Report, *Seismol. Res. Lett.*, 88(3), 727–739, doi:https://doi.org/10.1785/0220170018, 2017.
- Keefer, D. K.: The importance of earthquake-induced landslides to long-term slope erosion and slope-

- failure hazards in seismically active regions, *Geomorphology*, 10(1–4), 265–284, doi:10.1016/0169-555X(94)90021-3, 1994.
- Keefer, D. K.: Earthquake-induced landslides and their effects on alluvial fans, *J. Sediment. Res.*, 69(1), 84–104, doi:10.2110/jsr.69.84, 1999.
- Kirby, E. and Whipple, K. X.: Expression of active tectonics in erosional landscapes, *J. Struct. Geol.*, 44, 54–75, doi:10.1016/j.jsg.2012.07.009, 2012.
- Kirkby, M. J. and Chorley, R. J.: Throughflow, overland flow and erosion, *Int. Assoc. Sci. Hydrol. Bull.*, 12(3), 5–21, doi:10.1080/02626666709493533, 1967.
- Knighton, A. D.: Variation in Width-Discharge Relation and Some Implications for Hydraulic Geometry, *Geol. Soc. Am. Bull.*, 85(7), 1069–1076, doi:10.1130/0016-7606(1974)85<1069:VIWRAS>2.0.CO;2, 1974.
- Korup, O., Densmore, A. L. and Schlunegger, F.: The role of landslides in mountain range evolution, *Geomorphology*, 120(1–2), 77–90, doi:10.1016/j.geomorph.2009.09.017, 2010.
- Lague, D.: Dynamique de l' érosion continentale aux grandes échelles de temps et d' espace ;, 2003.
- Lague, D.: Reduction of long - term bedrock incision efficiency by short - term alluvial cover intermittency, , 115(2), 1–23, doi:10.1029/2008JF001210, 2010.
- Lague, D.: The stream power river incision model: evidence, theory and beyond, *Earth Surf. Process. Landforms*, 39(1), 38–61, doi:10.1002/esp.3462, 2014.
- Lague, D. and Davy, P.: Constraints on the long-term colluvial erosion law by analyzing slope-area relationships at various tectonic uplift rates in the Siwaliks Hills (Nepal), *J. Geophys. Res. Solid Earth*, 108(B2), doi:10.1029/2002jb001893, 2003.
- Lague, D. and Feldmann, B.: Topo-bathymetric airborne LiDAR for fluvial-geomorphology analysis, in *Remote sensing of geomorphology*, edited by J. F. Shroder JR., pp. 25–54, Elsevier., 2020.
- Lague, D., Davy, P. and Crave, A.: Estimating uplift rate and erodibility from the area-slope relationship: Examples from Brittany (France) and numerical modelling, *Phys. Chem. Earth, Part A Solid Earth Geod.*, 25(6–7), 543–548, doi:10.1016/S1464-1895(00)00083-1, 2000.
- Lague, D., Hovius, N. and Davy, P.: Discharge, discharge variability, and the bedrock channel profile, *J. Geophys. Res. Earth Surf.*, 110(4), 1–17, doi:10.1029/2004JF000259, 2005.
- Lague, D., Brodu, N. and Leroux, J.: Accurate 3D comparison of complex topography with terrestrial laser scanner: Application to the Rangitikei canyon (N-Z), *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, 82, 10–26, doi:10.1016/j.isprsjprs.2013.04.009, 2013.
- Lallias-Tacon, S., Liébault, F. and Piégay, H.: Step by step error assessment in braided river sediment budget using airborne LiDAR data, *Geomorphology*, 214, 307–323, doi:10.1016/j.geomorph.2014.02.014, 2014.
- Lane, S. N., Westaway, R. M. and Murray Hicks, D.: Estimation of erosion and deposition volumes in a large, gravel-bed, braided river using synoptic remote sensing, *Earth Surf. Process. Landforms*, 28(3), 249–271, doi:10.1002/esp.483, 2003.
- Langridge, R., Campbell, J., Hill, N., Pere, V., Pope, J., Pettinga, J., Estrada, B. and Berryman, K.: Paleoseismology and slip rate of the Conway Segment of the Hope Fault at Greenburn Stream, South Island, New Zealand, *Ann. Geophys.*, 46(5), 1119–1140, 2003.
- Langridge, R. M., Ries, W. F., Litchfield, N. J., Villamor, P., Van Dissen, R. J., Barrell, D. J. A., Rattenbury, M. S., Heron, D. W., Haubrock, S., Townsend, D. B., Lee, J. M., Berryman, K. R., Nicol, A., Cox, S. C. and Stirling, M. W.: The New Zealand Active Faults Database, *New Zeal. J. Geol. Geophys.*, 59, 86–96, doi:10.1080/00288306.2015.1112818, 2016.
- Larsen, I. J., Montgomery, D. R. and Korup, O.: Landslide erosion controlled by hillslope material, *Nat. Geosci.*, 3(4), 247–251, doi:10.1038/ngeo776, 2010.

- Lavé, J. and Avouac, J. P.: Fluvial incision and tectonic uplift across the Himalayas of central Nepal erosion, *J. Geophys. Res. Solid Earth*, 106(B11), 26561–26591, doi:<https://doi.org/10.1029/2001JB000359>, 2001.
- Leopold, L. and Maddock, T.: The hydraulic geometry of stream channels and some physiographic implications, *U.S. Geol. Surv. Prof.*, Paper 52, 1953.
- Li, G., West, A. J., Densmore, A. L., Jin, Z., Parker, R. N. and Hilton, R. G.: Seismic mountain building: Landslides associated with the 2008 Wenchuan earthquake in the context of a generalized model for earthquake volume balance, *Geochemistry, Geophys. Geosystems*, 15(4), 833–844, doi:10.1002/2013GC005067, 2014.
- LINZ: Wellington 0.3m Rural Aerial Photos (2012-2013), [online] Available from: <https://data.linz.govt.nz/layer/51870-wellington-03m-rural-aerial-photos-2012-2013/> (Accessed 23 January 2022), 2014.
- LINZ: Aerial orthophotos and airborne LiDAR surveys following the 14 November 2016 North Canterbury earthquake., , (Land Information New Zealand) [online] Available from: <https://canterburymaps.govt.nz/help/imagery-and-elevation-data-lidar/elevation-data-lidar/>, 2017a.
- LINZ: Wellington LiDAR 1m DEM (2013-2014), [online] Available from: <https://data.linz.govt.nz/layer/53621-wellington-lidar-1m-dem-2013-2014/> (Accessed 23 January 2022b), 2017.
- Lohani, B. and Ghosh, S.: Airborne LiDAR Technology: A Review of Data Collection and Processing Systems, *Proc. Natl. Acad. Sci. India Sect. A Phys. Sci.*, 87(4), 567–579, doi:10.1007/s40010-017-0435-9, 2017.
- Lovill, S. M., Hahm, W. J. and Dietrich, W. E.: Drainage from the Critical Zone: Lithologic Controls on the Persistence and Spatial Extent of Wetted Channels during the Summer Dry Season, *Water Resour. Res.*, 54(8), 5702–5726, doi:10.1029/2017WR021903, 2018.
- Lu, D., Mausel, P., Brondízio, E. and Moran, E.: Change detection techniques, *Int. J. Remote Sens.*, 25(12), 2365–2401, doi:10.1080/0143116031000139863, 2004.
- Lumia, R., Shapiro, L. and Zuniga, O.: A new connected components algorithm for virtual memory computers, *Comput. Vision, Graph. Image Process.*, 22(2), 287–300, doi:10.1016/0734-189X(83)90071-3, 1983.
- Macara, G. R.: The climate and weather of Canterbury - 2nd edition, *NIWA Sci. Technol. Ser.*, 68(ISSN 1173-0382), 44, 2016.
- Malamud, B. D., Turcotte, D. L., Guzzetti, F. and Reichenbach, P.: Landslide inventories and their statistical properties, *Earth Surf. Process. Landforms*, 29(6), 687–711, doi:10.1002/esp.1064, 2004.
- Mallet, C. and Bretar, F.: Full-waveform topographic lidar: State-of-the-art, *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, 64(1), 1–16, doi:10.1016/j.isprsjprs.2008.09.007, 2009.
- Manfreda, S., Nardi, F., Samela, C., Grimaldi, S., Taramasso, A. C., Roth, G. and Sole, A.: Investigation on the use of geomorphic approaches for the delineation of flood prone areas, *J. Hydrol.*, 517, 863–876, doi:10.1016/j.jhydrol.2014.06.009, 2014.
- Manning, R.: On the flow of water in open channels and pipes, *Trans. Inst. Civ. Eng. Irel.*, 20(20), 161–207, 1891.
- Marc, O. and Hovius, N.: Amalgamation in landslide maps: Effects and automatic detection, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 15(4), 723–733, doi:10.5194/nhess-15-723-2015, 2015.
- Marc, O., Hovius, N., Meunier, P., Gorum, T. and Uchida, T.: A seismologically consistent expression for the total area and volume of earthquake-triggered landsliding, *J. Geophys. Res. Earth Surf.*, 121(4), 640–663, doi:10.1002/2015JF003732, 2016a.

- Marc, O., Hovius, N. and Meunier, P.: The mass balance of earthquakes and earthquake sequences, *Geophys. Res. Lett.*, 43(8), 3708–3716, doi:10.1002/2016GL068333, 2016b.
- Marc, O., Behling, R., Andermann, C., Turowski, J. M., Illien, L., Roessner, S. and Hovius, N.: Long-term erosion of the Nepal Himalayas by bedrock landsliding: The role of monsoons, earthquakes and giant landslides, *Earth Surf. Dyn.*, 7(1), 107–128, doi:10.5194/esurf-7-107-2019, 2019.
- Mason, D. P. M., Little, T. A. and Van Dissen, R. J.: Rates of active faulting during late Quaternary fluvial terrace formation at Saxton River, Awatere fault, New Zealand, *Geol. Soc. Am. Bull.*, 118(11–12), 1431–1446, doi:10.1130/B25961.1, 2006.
- Massey, C., Townsend, D., Rathje, E., Allstadt, K. E., Lukovic, B., Kaneko, Y., Bradley, B., Wartman, J., Jibson, R. W., Petley, D. N., Horspool, N., Hamling, I., Carey, J., Cox, S., Davidson, J., Dellow, S., Godt, J. W., Holden, C., Jones, K., Kaiser, A., Little, M., Lyndsell, B., McColl, S., Morgenstern, R., Rengers, F. K., Rhoades, D., Rosser, B., Strong, D., Singeisen, C. and Villeneuve, M.: Landslides triggered by the 14 November 2016 Mw 7.8 Kaikōura earthquake, New Zealand, *Bull. Seismol. Soc. Am.*, 108(3B), 1630–1648, doi:10.1785/0120170305, 2018.
- Massey, C. I., Townsend, D., Jones, K., Lukovic, B., Rhoades, D., Morgenstern, R., Rosser, B., Ries, W., Howarth, J., Hamling, I., Petley, D., Clark, M., Wartman, J., Litchfield, N. and Olsen, M.: Volume Characteristics of Landslides Triggered by the M W 7.8 2016 Kaikōura Earthquake, New Zealand, Derived From Digital Surface Difference Modeling, *J. Geophys. Res. Earth Surf.*, 125(7), e2019JF005163, doi:10.1029/2019JF005163, 2020.
- McInnes, L., Healy, J. and Astels, S.: hdbscan: Hierarchical density based clustering, *J. Open Source Softw.*, 2(11), 205, doi:10.21105/joss.00205, 2017.
- McKean, J. and Roering, J.: Objective landslide detection and surface morphology mapping using high-resolution airborne laser altimetry, *Geomorphology*, 57(3–4), 331–351, doi:10.1016/S0169-555X(03)00164-8, 2004.
- McKean, J., Nagel, D., Tonina, D., Bailey, P., Wright, C. W., Bohn, C. and Nayegandhi, A.: Remote sensing of channels and riparian zones with a narrow-beam aquatic-terrestrial LIDAR, *Remote Sens.*, 1(4), 1065–1096, doi:10.3390/rs1041065, 2009.
- McNamara, J. P., Ziegler, A. D., Wood, S. H. and Vogler, J. B.: Channel head locations with respect to geomorphologic thresholds derived from a digital elevation model: A case study in northern Thailand, *For. Ecol. Manage.*, 224(1–2), 147–156, doi:10.1016/j.foreco.2005.12.014, 2006.
- Meng, X., Currit, N. and Zhao, K.: Ground Filtering Algorithms for Airborne LiDAR Data: A Review of Critical Issues, *Remote Sens.*, 2(3), 833–860, doi:10.3390/rs2030833, 2010.
- Meyer-Peter, E. and Muller, R.: Formulas for bedload transport, Stockholm. [online] Available from: <http://resolver.tudelft.nl/uuid:4fda9b61-be28-4703-ab06-43cdc2a21bd7>, 1948.
- Milan, D. J., Heritage, G. L., Large, A. R. G. and Fuller, I. C.: Filtering spatial error from DEMs: Implications for morphological change estimation, *Geomorphology*, 125(1), 160–171, doi:10.1016/j.geomorph.2010.09.012, 2011.
- Montgomery, D. R. and Buffington, J. M.: Channel-reach morphology in mountain drainage basins, *Geol. Soc. Am. Bull.*, 109(5), 596–611, doi:10.1130/0016-7606(1997)109<0596:CRMIMD>2.3.CO;2, 1997.
- Montgomery, D. R. and Dietrich, W. E.: Source areas, drainage density, and channel initiation, *Water Resour. Res.*, 25(8), 1907–1918, doi:10.1029/WR025i008p01907, 1989.
- Montgomery, D. R. and Dietrich, W. E.: Channel initiation and the problem of landscape scale, *Science* (80-.), 255(5046), 826–830, doi:10.1126/science.255.5046.826, 1992.
- Montgomery, D. R. and Foufoula-Georgiou, E.: Channel network source representation using digital elevation models, *Water Resour. Res.*, 29(12), 3925–3934, doi:10.1029/93WR02463, 1993.
- Montgomery, D. R. and Gran, K. B.: Downstream variations in the width of bedrock channels, *Water*

- Resour. Res., 37(6), 1841–1846, doi:10.1029/2000WR900393, 2001.
- Montgomery, D. R., Abbe, T. B., Buffington, J. M., Petersont, N. P., Schmidt, K. M. and Stock, J. D.: Alluvial channels in forested mountain drainage basins, *Nature*, 381, 587–589, 1996.
- Montgomery D.R. and Dietrich W.E.: Where Do Channels Begin?, *Nature*, 336(17), 232–234, 1988.
- Moore, I. D. and Burch, G. J.: Application of Unit Stream Power Theory Rectangular : $1 \cdot Qbl$, *Water Resour. Res.*, 22(8), 1350–1360, 1986.
- Moore, I. D. and Wilson, J. P.: Length-slope factors for the revised universal soil loss equation: simplified method of estimation, *J. Soil Water Conserv.*, 47(5), 423–428, 1992.
- Moore, I. D., O’Loughlin, E. M. and Burch, G. J.: A contour-based topographic model for hydrological and ecological applications, *Earth Surf. Process. Landforms*, 13(4), 305–320, doi:10.1002/esp.3290130404, 1988.
- Mora, O. E., Gabriela Lenzano, M., Toth, C. K., Grejner-Brzezinska, D. A. and Fayne, J. V.: Landslide change detection based on Multi-Temporal airborne LIDAR-derived DEMs, *Geosci.*, 8(1), 6–8, doi:10.3390/geosciences8010023, 2018.
- Mudd, S.: Topographic data from satellite, in *Remote sensing of Geomorphology*, vol. 23, edited by P. Tarolli and S. Mudd, p. 400, Elsevier., 2020.
- Mudd, S. M., Attal, M., Milodowski, D. T., Grieve, S. W. D. and Valters, D. A.: A statistical framework to quantify spatial variation in channel gradients using the integral method of channel profile analysis, *J. Geophys. Res. Earth Surf.*, 119(2), 138–152, doi:10.1002/2013JF002981, 2014.
- Mudd, S. M., Clubb, F. J., Gailleton, B. and Hurst, M. D.: How concave are river channels?, *Earth Surf. Dyn.*, 6(2), 505–523, doi:10.5194/esurf-6-505-2018, 2018.
- Murphy, C.: Alteration of Groundwater Flow due to Slow Landslide Failure, CA. National Center for Airborne Laser Mapping (NCALM)., Distrib. by OpenTopography, doi:https://doi.org/10.5069/G9SQ8XJP, 2019.
- NASA, S. R. T. M. (SRTM): Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) Global, Distrib. by OpenTopography, doi:https://doi.org/10.5069/G9445JDF, 2013.
- Neal, J., Dunne, T., Sampson, C., Smith, A. and Bates, P.: Optimisation of the two-dimensional hydraulic model LISFOOD-FP for CPU architecture, *Environ. Model. Softw.*, 107(July 2017), 148–157, doi:10.1016/j.envsoft.2018.05.011, 2018.
- Ni, Y., Cao, Z., Liu, Q. and Liu, Q.: A 2D hydrodynamic model for shallow water flows with significant infiltration losses, *Hydrol. Process.*, 34(10), 2263–2280, doi:10.1002/hyp.13722, 2020.
- Nicol, A. and Van Dissen, R.: Up-dip partitioning of displacement components on the oblique-slip Clarence Fault, New Zealand, *J. Struct. Geol.*, 24(9), 1521–1535, doi:10.1016/S0191-8141(01)00141-9, 2002.
- Noh, M.-J. and Howat, I. M.: Automated stereo-photogrammetric DEM generation at high latitudes: Surface Extraction with TIN-based Search-space Minimization (SETSM) validation and demonstration over glaciated regions, *GIScience Remote Sens.*, 52(2), 198–217, doi:10.1080/15481603.2015.1008621, 2015.
- Noman, N. S., Nelson, E. J. and Zundel, A. K.: Review of Automated Floodplain Delineation from Digital Terrain Models, *J. Water Ressources Planngng Manag.*, 127, 394–402, doi:https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(2001)127:6(394), 2001.
- O’Callaghan, J. F. and Mark, D. M.: The extraction of drainage networks from digital elevation data, *Comput. Vision, Graph. Image Process.*, 28(3), 323–344, doi:10.1016/S0734-189X(84)80011-0, 1984.
- Okyay, U., Telling, J., Glennie, C. L. and Dietrich, W. E.: Airborne lidar change detection: An overview of Earth sciences applications, *Earth-Science Rev.*, 198(June), 102929,

doi:10.1016/j.earscirev.2019.102929, 2019.

OpenTopography: Statistics of OpenTopography, , doi:10.5281/zenodo.5823417, 2022.

Orlandini, S., Tarolli, P., Moretti, G. and Dalla Fontana, G.: On the prediction of channel heads in a complex alpine terrain using gridded elevation data, *Water Resour. Res.*, 47(2), 1–12, doi:10.1029/2010WR009648, 2011.

Oskin, M. E., Arrowsmith, J. R., Corona, A. H., Elliott, A. J., Fletcher, J. M., Fielding, E. J., Gold, P. O., Garcia, J. J. G., Hudnut, K. W., Liu-Zeng, J. and Teran, O. J.: Near-Field Deformation from the El Mayor–Cucapah Earthquake Revealed by Differential LIDAR, *Science* (80-.), 335(6069), 702–705, doi:10.1126/science.1213778, 2012.

Park, C. C.: World-wide variations in hydraulic geometry exponents of stream channels: An analysis and some observations, *J. Hydrol.*, 33(1–2), 133–146, doi:10.1016/0022-1694(77)90103-2, 1977.

Parker, G., Wilcock, P. R., Paola, C., Dietrich, W. E. and Pitlick, J.: Physical basis for quasi-universal relations describing bankfull hydraulic geometry of single-thread gravel bed rivers, *J. Geophys. Res.*, 112(F4), F04005, doi:10.1029/2006JF000549, 2007.

Parker, R. N., Densmore, A. L., Rosser, N. J., De Michele, M., Li, Y., Huang, R., Whadcoat, S. and Petley, D. N.: Mass wasting triggered by the 2008 Wenchuan earthquake is greater than orogenic growth, *Nat. Geosci.*, 4(7), 449–452, doi:10.1038/ngeo1154, 2011.

Pašek, J.: Landslides inventory, *Bull. Int. Assoc. Eng. Geol.*, 12, 73–74, 1975.

Passalacqua, P., Do Trung, T., Fofoula-Georgiou, E., Sapiro, G. and Dietrich, W. E.: A geometric framework for channel network extraction from lidar: Nonlinear diffusion and geodesic paths, *J. Geophys. Res.*, 115(F1), 1–18, doi:10.1029/2009jf001254, 2010a.

Passalacqua, P., Tarolli, P. and Fofoula-Georgiou, E.: Testing space-scale methodologies for automatic geomorphic feature extraction from lidar in a complex mountainous landscape, *Water Resour. Res.*, 46(11), 1–17, doi:10.1029/2009WR008812, 2010b.

Passalacqua, P., Belmont, P. and Fofoula-Georgiou, E.: Automatic geomorphic feature extraction from lidar in flat and engineered landscapes, *Water Resour. Res.*, 48(3), 1–18, doi:10.1029/2011WR010958, 2012a.

Passalacqua, P., Belmont, P. and Fofoula-Georgiou, E.: Automatic geomorphic feature extraction from lidar in flat and engineered landscapes, *Water Resour. Res.*, 48(3), 1–18, doi:10.1029/2011WR010958, 2012b.

Passalacqua, P., Belmont, P., Staley, D. M., Simley, J. D., Arrowsmith, J. R., Bode, C. A., Crosby, C., DeLong, S. B., Glenn, N. F., Kelly, S. A., Lague, D., Sangireddy, H., Schaffrath, K., Tarboton, D. G., Wasklewicz, T. and Wheaton, J. M.: Analyzing high resolution topography for advancing the understanding of mass and energy transfer through landscapes: A review, *Earth-Science Rev.*, 148, 174–193, doi:10.1016/j.earscirev.2015.05.012, 2015.

Pavelsky, T. M. and Smith, L. C.: RivWidth: A software tool for the calculation of river widths from remotely sensed imagery, *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 5(1), 70–73, doi:10.1109/LGRS.2007.908305, 2008.

Pawłuszek, K. and Borkowski, A.: Automatic Landslides Mapping in the Principal Component Domain, in *Advancing Culture of Living with Landslides*, vol. 2017, pp. 421–428, Springer International Publishing, Cham., 2017.

Pelletier, J. D.: A robust, two-parameter method for the extraction of drainage networks from high-resolution digital elevation models (DEMs): Evaluation using synthetic and real-world DEMs, *Water Resour. Res.*, 49(1), 75–89, doi:10.1029/2012WR012452, 2013.

Pelletier, J. D., Malamud, B. D., Blodgett, T. and Turcotte, D. L.: Scale-invariance of soil moisture variability and its implications for the frequency-size distribution of landslides, *Eng. Geol.*, 48(3–4), 255–268, doi:10.1016/S0013-7952(97)00041-0, 1997.

- Pietro Perona and Jitendra Malik: Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 12(7), 629–639, 1990.
- Perron, J. T. and Royden, L.: An integral approach to bedrock river profile analysis, *Earth Surf. Process. Landforms*, 38(6), 570–576, doi:10.1002/esp.3302, 2013.
- Perron, J. T., Dietrich, W. E. and Kirchner, J. W.: Controls on the spacing of first-order valleys, *J. Geophys. Res. Earth Surf.*, 113(4), 1–21, doi:10.1029/2007JF000977, 2008.
- Perron, J. T., Kirchner, J. W. and Dietrich, W. E.: Formation of evenly spaced ridges and valleys, *Nature*, 460(7254), 502–505, doi:10.1038/nature08174, 2009.
- Pettinga, J. R., Yetton, M. D., Van Dissen, R. J. and Downes, G.: Earthquake source identification and characterisation for the Canterbury region, South Island, New Zealand, *Bull. New Zeal. Soc. Earthq. Eng.*, 34(4), 282–317, doi:10.5459/bnzsee.34.4.282-317, 2001.
- Peucker, T. K. and Douglas, D. H.: Detection of Surface-Specific Points by Local Parallel Processing of Discrete Terrain Elevation Data, *Comput. Graph. Image Process.*, 4(4), 375–387, doi:10.1016/0146-664x(75)90005-2, 1975.
- Pirotti, F. and Tarolli, P.: Suitability of LiDAR point density and derived landform curvature maps for channel network extraction, *Hydrol. Process.*, 24(9), 1187–1197, doi:10.1002/hyp.7582, 2010.
- Pollock, W. and Wartman, J.: Human Vulnerability to Landslides, *GeoHealth*, 4(10), 1–17, doi:10.1029/2020GH000287, 2020.
- Porter, C., Morin, P., Howat, I., Noh, M.-J., Bates, B., Peterman, K., Keese, S., Schlenk, M., Gardiner, J., Tomko, K., Willis, M., Kelleher, C., Cloutier, M., Husby, E., Foga, S., Nakamura, H., Platson, M., Wethington, Michael, J., Williamson, C., Bauer, G., Enos, J., Arnold, G., Kramer, W., Becker, P., Doshi, A., D'Souza, C., Cummens, P., Laurier, F. and Bojesen, M.: ArticeDEM, Harvard Dataverse, doi:https://doi.org/10.7910/DVN/OHHUKH, 2018.
- Powell, D. M.: Flow resistance in gravel-bed rivers: Progress in research, *Earth-Science Rev.*, 136, 301–338, doi:10.1016/j.earscirev.2014.06.001, 2014.
- PRISM: PRISM Climate Group 30-Year Normals, Corvallis, OR Oregon State Univ. [online] Available from: <https://prism.oregonstate.edu/normals/> (Accessed 10 May 2021), 2010.
- Qin, R., Tian, J. and Reinartz, P.: 3D change detection – Approaches and applications, *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, 122, 41–56, doi:10.1016/j.isprsjprs.2016.09.013, 2016.
- Quinn, P., Beven, K., Chevallier, P. and Planchon, O.: The prediction of hillslope flow paths for distributed hydrological modelling using digital terrain models, *Hydrol. Process.*, 5(1), 59–79, doi:10.1002/hyp.3360050106, 1991.
- Quinn, P. F., Beven, K. J. and Lamb, R.: The $\ln(a/\tan\beta)$ index: How to calculate it and how to use it within the topmodel framework, *Hydrol. Process.*, 9(2), 161–182, doi:10.1002/hyp.3360090204, 1995.
- Ramsey, L. A., Hovius, N., Lague, D. and Liu, C.-S.: Topographic characteristics of the submarine Taiwan orogen, *J. Geophys. Res.*, 111(F2), F02009, doi:10.1029/2005JF000314, 2006.
- Reid, D. E., Hickin, E. J. and Babakaiff, S. C.: Low-flow hydraulic geometry of small, steep mountain streams in southwest British Columbia, *Geomorphology*, 122(1–2), 39–55, doi:10.1016/j.geomorph.2010.05.012, 2010.
- Renslow, M.: *Manual of Airborne topographic LiDAR*, edited by M. Renslow, The American Society for Photogrammetry and Remote sensing., 2013.
- Riquelme, A. J., Abellan, A., Tomas, R. and Jaboyedoff, M.: A new approach for semi-automatic rock mass joints recognition from 3D point clouds, *Comput. Geosci.*, 68, 38–52, doi:10.1016/j.cageo.2014.03.014, 2014.
- Robinson, T. R. and Davies, T. R. H.: Review Article: Potential geomorphic consequences of a future

- great (Mw = 8.0+) Alpine Fault earthquake, South Island, New Zealand, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 13(9), 2279–2299, doi:10.5194/nhess-13-2279-2013, 2013.
- Rodríguez, E., Morris, C. S. and Belz, J. E.: A Global Assessment of the SRTM Performance, *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, 72(3), 249–260, doi:10.14358/PERS.72.3.249, 2006.
- Roering, J. J., Kirchner, J. W. and Dietrich, W. E.: Evidence for nonlinear, diffusive sediment transport on hillslopes and implications for landscape morphology, *Water Resour. Res.*, 35(3), 853–870, 1999.
- Roering, J. J., Kirchner, J. W. and Dietrich, W. E.: Hillslope evolution by nonlinear, slope-dependent transport: Steady state morphology and equilibrium adjustment timescales, *J. Geophys. Res. Solid Earth*, 106(B8), 16499–16513, doi:10.1029/2001jb000323, 2001.
- Roering, J. J., Mackey, B. H., Marshall, J. A., Sweeney, K. E., Deligne, N. I., Booth, A. M., Handwerker, A. L. and Cerovski-Darriau, C.: “You are HERE”: Connecting the dots with airborne lidar for geomorphic fieldwork, *Geomorphology*, 200, 172–183, doi:10.1016/j.geomorph.2013.04.009, 2013.
- Rowland, J. C., Shelef, E., Pope, P. A., Muss, J., Gangodagamage, C., Brumby, S. P. and Wilson, C. J.: A morphology independent methodology for quantifying planview river change and characteristics from remotely sensed imagery, *Remote Sens. Environ.*, 184, 212–228, doi:10.1016/j.rse.2016.07.005, 2016.
- Royden, L. H., Clark, M. K. and K.X., W.: Evolution of river elevation profiles by bedrock incision: Analytical solutions for transient river profiles related to changing uplift and precipitation rates, *Eos Trans. AGU*, 81(48)(Fall Meet. Suppl.), Abstract T62F-09, 2000a.
- Royden, L. H., Clark, M. K. and Whipple, K. X.: Evolution of river elevation profiles by bedrock incision: Analytical solutions for transient river profiles related to changing uplift and precipitation rates, edited by E. T. AGU, p. 81(48), Fall meet. Suppl., 2000b.
- Sangireddy, H., Stark, C. P., Klaczyk, A. and Passalacqua, P.: GeoNet: An open source software for the automatic and objective extraction of channel heads, channel network, and channel morphology from high resolution topography data, *Environ. Model. Softw.*, 83, 58–73, doi:10.1016/j.envsoft.2016.04.026, 2016a.
- Sangireddy, H., Stark, C. P., Klaczyk, A. and Passalacqua, P.: GeoNet: An open source software for the automatic and objective extraction of channel heads, channel network, and channel morphology from high resolution topography data, *Environ. Model. Softw.*, 83, 58–73, doi:10.1016/j.envsoft.2016.04.026, 2016b.
- Schaffrath, K. R., Belmont, P. and Wheaton, J. M.: Landscape-scale geomorphic change detection: Quantifying spatially variable uncertainty and circumventing legacy data issues, *Geomorphology*, 250, 334–348, doi:10.1016/j.geomorph.2015.09.020, 2015.
- Scheingross, J. S., Winchell, E. W., Lamb, M. P. and Dietrich, W. E.: Influence of bed patchiness, slope, grain hiding, and form drag on gravel mobilization in very steep streams, *J. Geophys. Res. Earth Surf.*, 118(2), 982–1001, doi:10.1002/jgrf.20067, 2013.
- Schwenk, J., Khandelwal, A., Fratkin, M., Kumar, V. and Foufoula-Georgiou, E.: High spatiotemporal resolution of river planform dynamics from landsat: The rivMAP toolbox and results from the Ucayali river, *Earth Sp. Sci.*, 4(2), 46–75, doi:10.1002/2016EA000196, 2017.
- Seidl, M. A. and Dietrich, W. E.: The problem of channel erosion into bedrock, *Funct. Geomorphol.*, 101–124, 1992.
- Shean, D. E., Alexandrov, O., Moratto, Z. M., Smith, B. E., Joughin, I. R., Porter, C. and Morin, P.: An automated, open-source pipeline for mass production of digital elevation models (DEMs) from very-high-resolution commercial stereo satellite imagery, *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, 116, 101–117, doi:10.1016/j.isprsjprs.2016.03.012, 2016.
- Shields, A.: Application of similarity principles and turbulence research to bed-load movement, [online]

Available from: <https://authors.library.caltech.edu/25992/1/Sheilds.pdf>, 1936.

- Simonett, D. S.: Landslide distribution and earthquakes in the Bavani and Torricelli mountains, New Guinea, Cambridge University Press Cambridge, Landform S, 64–84, 1967.
- Simons, F., Busse, T., Hou, J., Özgen, I. and Hinkelmann, R.: A model for overland flow and associated processes within the Hydroinformatics Modelling System, *J. Hydroinformatics*, 16(2), 375–391, doi:10.2166/hydro.2013.173, 2014.
- Sklar, L. S. and Dietrich, W. E.: River longitudinal profiles and bedrock incision models, *Fluv. Process. Bedrock Channels*, 107, 237–260, doi:<http://dx.doi.org/10.1029/GM107p0237>., 1998.
- Sklar, L. S. and Dietrich, W. E.: A mechanistic model for river incision into bedrock by saltating bed load, *Water Resour. Res.*, 40(6), doi:<https://doi.org/10.1029/2003WR002496>, 2004.
- Smith, T. R. and Bretherton, F. P.: Stability and the conservation of mass in drainage basin evolution, *Water Resour. Res.*, 8(6), 1506–1529, doi:10.1029/WR008i006p01506, 1972.
- Snyder, N. P., Whipple, K. X., Tucker, G. E. and Merritts, D. J.: Stream profiles in the Mendocino triple junction region, northern California, *GSA Bull.*, 112(8), 1250–1263, doi:10.1130/0016-7606(2000)112<1250:lrrtfd>2.3.co;2, 2000.
- Snyder, N. P., Whipple, K. X., Tucker, G. E. and Merritts, D. J.: Channel response to tectonic forcing: Field analysis of stream morphology and hydrology in the Mendocino triple junction region, northern California, *Geomorphology*, 53(1–2), 97–127, doi:10.1016/S0169-555X(02)00349-5, 2003.
- Sofia, G., Tarolli, P., Cazorzi, F. and Dalla Fontana, G.: An objective approach for feature extraction : distribution analysis and statistical descriptors for scale choice and channel network identification, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 15, 1387–1402, doi:10.5194/hess-15-1387-2011, 2011.
- Sofia, G., Tarolli, P., Cazorzi, F. and Dalla Fontana, G.: Downstream hydraulic geometry relationships: Gathering reference reach-scale width values from LiDAR, *Geomorphology*, 250, 236–248, doi:10.1016/j.geomorph.2015.09.002, 2015.
- Stark, C. P. and Guzzetti, F.: Landslide rupture and the probability distribution of mobilized debris volumes, *J. Geophys. Res. Earth Surf.*, 114(2), 1–16, doi:10.1029/2008JF001008, 2009.
- Stark, C. P. and Hovius, N.: The characterization of landslide size distributions, *Geophys. Res. Lett.*, 28(6), 1091–1094, doi:10.1029/2000GL008527, 2001.
- Stock, J. and Dietrich, W. E.: Valley incision by debris flows: Evidence of a topographic signature, *Water Resour. Res.*, 39(4), doi:10.1029/2001WR001057, 2003.
- Stock, J. D. and Dietrich, W. E.: Erosion of steepland valleys by debris flows, *Bull. Geol. Soc. Am.*, 118(9–10), 1125–1148, doi:10.1130/B25902.1, 2006.
- Stumpf, A., Malet, J. P., Allemand, P., Pierrot-Deseilligny, M. and Skupinski, G.: Ground-based multi-view photogrammetry for the monitoring of landslide deformation and erosion, *Geomorphology*, 231(October), 130–145, doi:10.1016/j.geomorph.2014.10.039, 2015.
- Tachikawa, T., Hato, M., Kaku, M. and Iwasaki, A.: Characteristics of ASTER GDEM version 2, in 2011 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, pp. 3657–3660, IEEE., 2011.
- Tanyaş, H., van Westen, C. J., Allstadt, K. E. and Jibson, R. W.: Factors controlling landslide frequency–area distributions, *Earth Surf. Process. Landforms*, 44(4), 900–917, doi:10.1002/esp.4543, 2019.
- Tarboton, D.: Terrain Analysis Using Digital Elevation Models in Hydrology 1, in *ESRI Users Conference*, San Diego., 2003.
- Tarboton, D. G.: A New Method for Determination of Flow Directions and Upslope in Grid Elevation Models, *Water Resour. Res.*, 33(2), 309–319 [online] Available from: <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/96WR03137>, 1997.

- Tarboton, D. G.: Terrain Analysis Using Digital Elevation Models (TauDEM), [online] Available from: <http://hydrology.usu.edu/taudem/>, 2014.
- Tarboton, D. G., Bras, R. L. and Rodriguez-Iturbe, I.: On the extraction of channel networks from digital elevation data, *Hydrol. Process.*, 5(1), 81–100, doi:10.1002/hyp.3360050107, 1991.
- Tarboton, D. G., Bras, R. L. and Rodriguez-iturbe, I.: A physical basis for drainage density, *Geomorphology*, 5, 59–76, doi:https://doi.org/10.1016/0169-555X(92)90058-V, 1992.
- Tarolli, P.: High-resolution topography for understanding Earth surface processes: Opportunities and challenges, *Geomorphology*, 216, 295–312, doi:10.1016/j.geomorph.2014.03.008, 2014.
- Tarolli, P. and Dalla Fontana, G.: Hillslope-to-valley transition morphology: New opportunities from high resolution DTMs, *Geomorphology*, 113(1–2), 47–56, doi:10.1016/j.geomorph.2009.02.006, 2009.
- Tarolli, P., Sofia, G. and Dalla Fontana, G.: Geomorphic features extraction from high-resolution topography: landslide crowns and bank erosion, *Nat. Hazards*, 61(1), 65–83, doi:10.1007/s11069-010-9695-2, 2012.
- Teng, J., Jakeman, A. J., Vaze, J., Croke, B. F. W., Dutta, D. and Kim, S.: Flood inundation modelling: A review of methods, recent advances and uncertainty analysis, *Environ. Model. Softw.*, 90, 201–216, doi:10.1016/j.envsoft.2017.01.006, 2017.
- Tseng, C. M., Lin, C. W., Dalla Fontana, G. and Tarolli, P.: The topographic signature of a major typhoon, *Earth Surf. Process. Landforms*, 40(8), 1129–1136, doi:10.1002/esp.3708, 2015.
- Tucker, G. E. and Bras, R. L.: Hillslope processes, drainage density, and landscape morphology, *Water Resour. Res.*, 34(10), 2751–2764, doi:10.1029/98WR01474, 1998.
- Tucker, G. E. and Hancock, G. R.: Modelling landscape evolution, *Earth Surf. Process. Landforms*, 35(1), 28–50, doi:10.1002/esp.1952, 2010.
- Tucker, G. E. and Slingerland, R.: Drainage basin responses to climate change, *Water Resour. Res.*, 33(8), 2031–2047, doi:10.1029/97WR00409, 1997.
- Tucker, G. E. and Whipple, K. X.: Topographic outcomes predicted by stream erosion models: Sensitivity analysis and intermodel comparison, *J. Geophys. Res. Solid Earth*, 107(B9), ETG 1-1-ETG 1-16, doi:10.1029/2001jb000162, 2002.
- Turowski, J. M., Lague, D. and Hovius, N.: Cover effect in bedrock abrasion : A new derivation and its implications for the modeling of bedrock channel morphology, *J. Geophys. Res. Earth Surf.*, 112(F4), 1–16, doi:https://doi.org/10.1029/2006JF000697, 2007.
- Turowski, J. M., Hovius, N., Meng-Long, H., Lague, D. and Men-Chiang, C.: Distribution of erosion across bedrock channels, *Earth Surf. Process. Landforms*, 33(3), 353–363, doi:10.1002/esp.1559, 2008.
- Turowski, J. M., Lague, D. and Hovius, N.: Response of bedrock channel width to tectonic forcing: Insights from a numerical model, theoretical considerations, and comparison with field data, *J. Geophys. Res. Solid Earth*, 114(3), 1–16, doi:10.1029/2008JF001133, 2009.
- Vallet, J.: *La lasergrammétrie aéroportée: approches théoriques, concepts, méthodes.*, 2011.
- Varnes, D. J. and Cruden, D. M.: *Landslide types and processes*, *Landslides Investig. Mitig.*, 247(Transportation Research Board special report), 1996.
- Vaze, J., Teng, J. and Spencer, G.: Impact of DEM accuracy and resolution on topographic indices, *Environ. Model. Softw.*, 25(10), 1086–1098, doi:10.1016/j.envsoft.2010.03.014, 2010.
- Ventura, G., Vilardo, G., Terranova, C. and Sessa, E. B.: Tracking and evolution of complex active landslides by multi-temporal airborne LiDAR data: The Montaguto landslide (Southern Italy), *Remote Sens. Environ.*, 115(12), 3237–3248, doi:10.1016/j.rse.2011.07.007, 2011.
- Vergari, F., Troiani, F., Faulkner, H., Del Monte, M., Della Seta, M., Ciccacci, S. and Fredi, P.: The use

- of the slope–area function to analyse process domains in complex badland landscapes, *Earth Surf. Process. Landforms*, 44(1), 273–286, doi:10.1002/esp.4496, 2019a.
- Vergari, F., Troiani, F., Faulkner, H., Del Monte, M., Della Seta, M., Ciccacci, S. and Fredi, P.: The use of the slope–area function to analyse process domains in complex badland landscapes, *Earth Surf. Process. Landforms*, 44(1), 273–286, doi:10.1002/esp.4496, 2019b.
- Vianello, A. and D’Agostino, V.: Bankfull width and morphological units in an alpine stream of the dolomites (Northern Italy), *Geomorphology*, 83(3–4), 266–281, doi:10.1016/j.geomorph.2006.02.023, 2007.
- Wagner, W., Lague, D., Mohrig, D., Passalacqua, P., Shaw, J. and Moffett, K.: Elevation change and stability on a prograding delta, *Geophys. Res. Lett.*, 44(4), 1786–1794, doi:10.1002/2016GL072070, 2017.
- Warren, S. D., Hohmann, M. G., Auerswald, K. and Mitasova, H.: An evaluation of methods to determine slope using digital elevation data, *CATENA*, 58(3), 215–233, doi:10.1016/j.catena.2004.05.001, 2004.
- Wasklewicz, T., Staley, D. M., Reavis, K. and Oguchi, T.: 3.6 Digital Terrain Modeling, in *Treatise on Geomorphology*, pp. 130–161, Elsevier., 2013.
- Wellman: An uplift map for the south island of new zealand, and a model for uplift of the southern alps, *R. Soc. New Zeal. Bull.*, 18, 13–20, 1979.
- Wheaton, J. M., Brasington, J., Darby, S. E. and Sear, D. A.: Accounting for uncertainty in DEMs from repeat topographic surveys: improved sediment budgets, *Earth Surf. Process. Landforms*, 35(2), n/a-n/a, doi:10.1002/esp.1886, 2010.
- Whipple, K. X.: Fluvial Landscape Response Time: How Plausible Is Steady-State Denudation?, *Am. J. Sci.*, 301(4–5), 313–325, doi:10.2475/ajs.301.4-5.313, 2001.
- Whipple, K. X.: Bedrock Rivers and the Geomorphology of Active Orogens, *Annu. Rev. Earth Planet. Sci.*, 32(1), 151–185, doi:10.1146/annurev.earth.32.101802.120356, 2004a.
- Whipple, K. X.: Bedrock Rivers and the Geomorphology of Active Orogens, *Annu. Rev. Earth Planet. Sci.*, 32(1), 151–185, doi:10.1146/annurev.earth.32.101802.120356, 2004b.
- Whipple, K. X. and Tucker, G. E.: Dynamics of the stream-power river incision model: Implications for height limits of mountain ranges, landscape response timescales, and research needs, *J. Geophys. Res. Solid Earth*, 104(B8), 17661–17674, doi:10.1029/1999JB900120, 1999.
- Whipple, K. X. and Tucker, G. E.: Implications of sediment-flux-dependent river incision models for landscape evolution, *J. Geophys. Res. Solid Earth*, 107(B2), ETG 3-1-ETG 3-20, doi:https://doi.org/10.1029/2000JB000044, 2002.
- Whipple, K. X., Hancock, G. S. and Anderson, R. S.: River incision into bedrock: Mechanics and relative efficacy of plucking, abrasion, and cavitation, *Geol. Soc. Am. Bull.*, 112(3), 490–503, doi:10.1130/0016-7606(2000)112<490:RIIBMA>2.0.CO;2, 2000.
- Whipple, K. X., DiBiase, R. A. and Crosby, B. T.: Bedrock Rivers, *Treatise Geomorphol.*, 9, 550–573, doi:10.1016/B978-0-12-374739-6.00254-2, 2013.
- Whittaker, A. C., Cowie, P. A., Attal, M., Tucker, G. E. and Roberts, G. P.: Bedrock channel adjustment to tectonic forcing: Implications for predicting river incision rates, *Geology*, 35(2), 103–106, doi:10.1130/G23106A.1, 2007.
- Wiener, N.: *Extrapolation, interpolation, and smoothing of stationary time series: with engineering applications.*, Technol. Press Massachusetts Inst. Technol., 1949.
- Wilcock, D. N.: Investigation into the Relations between Bedload Transport and Channel Shape, *GSA Bull.*, 82(8), 2159–2176, 1971.
- Willgoose, G., Bras, R. L. and Rodriguez-Iturbe, I.: A coupled channel network growth and hillslope

- evolution model: 1. Theory, *Water Resour. Res.*, 27(7), 1671–1684, doi:10.1029/91WR00935, 1991a.
- Willgoose, G., Bras, R. L. and Rodriguez-Iturbe, I.: A physical explanation of an observed link area-slope relationship, *Water Resour. Res.*, 27(7), 1697–1702, doi:10.1029/91WR00937, 1991b.
- Willgoose, G., Bras, R. L. and Rodriguez-Iturbe, I.: A physical explanation of an observed link area-slope relationship, *Water Resour. Res.*, 27(7), 1697–1702, doi:10.1029/91WR00937, 1991c.
- Williams, J. G., Rosser, N. J., Hardy, R. J., Brain, M. J. and Afana, A. A.: Optimising 4-D surface change detection: An approach for capturing rockfall magnitude-frequency, *Earth Surf. Dyn.*, 6(1), 101–119, doi:10.5194/esurf-6-101-2018, 2018.
- Wobus, C., Whipple, K. X., Kirby, E., Snyder, N., Johnson, J., Spyropolou, K., Crosby, B. and Sheehan, D.: Tectonics from topography: Procedures, promise, and pitfalls, *Spec. Pap. Geol. Soc. Am.*, 398(September 2016), 55–74, doi:10.1130/2006.2398(04), 2006.
- Xu, W., Feng, G., Meng, L., Zhang, A., Ampuero, J. P., Bürgmann, R. and Fang, L.: Transpressional Rupture Cascade of the 2016 Mw 7.8 Kaikoura Earthquake, New Zealand, *J. Geophys. Res. Solid Earth*, 123(3), 2396–2409, doi:10.1002/2017JB015168, 2018.
- Yalin, M. S.: *Mechanics of sediment transport*, Oxford; Toronto : Pergamon Press., 1976.
- Yanites, B. J.: The Dynamics of Channel Slope, Width, and Sediment in Actively Eroding Bedrock River Systems, *J. Geophys. Res. Earth Surf.*, 123(7), 1504–1527, doi:10.1029/2017JF004405, 2018.
- Yanites, B. J., Tucker, G. E., Mueller, K. J., Chen, Y. G., Wilcox, T., Huang, S. Y. and Shi, K. W.: Incision and channel morphology across active structures along the Peikang River, central Taiwan: Implications for the importance of channel width, *Bull. Geol. Soc. Am.*, 122(7–8), 1192–1208, doi:10.1130/B30035.1, 2010.
- Zhang, L., Stark, C., Schumer, R., Kwang, J., Li, T., Fu, X., Wang, G. and Parker, G.: The Advective-Diffusive Morphodynamics of Mixed Bedrock-Alluvial Rivers Subjected to Spatiotemporally Varying Sediment Supply, *J. Geophys. Res. Earth Surf.*, 123(8), 1731–1755, doi:https://doi.org/10.1029/2017JF004431, 2018.
- Zhong, C., Liu, Y., Gao, P., Chen, W., Li, H., Hou, Y., Nuremanguli, T. and Ma, H.: Landslide mapping with remote sensing: challenges and opportunities, *Int. J. Remote Sens.*, 41(4), 1555–1581, doi:10.1080/01431161.2019.1672904, 2020.
- Zhu, Z.: Change detection using landsat time series: A review of frequencies, preprocessing, algorithms, and applications, *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, 130, 370–384, doi:10.1016/j.isprsjprs.2017.06.013, 2017.

Titre : Analyse haute résolution de la morphologie des paysages et des processus à partir de LiDAR aéroporté répété et simulation hydraulique

Mots clés : LiDAR aéroporté, Analyse morphologique, Glissements de terrain, Simulation hydraulique 2D, Détection de changement 3D

Résumé : L'objectif fondamental de la géomorphologie est l'identification et la caractérisation des processus façonnant les paysages. En fournissant une représentation 3D haute précision et haute densité des paysages, le LiDAR aéroporté a révolutionné notre capacité à extraire des informations sur la topographie fournissant ainsi de nouvelles opportunités pour l'identification et la compréhension des processus géomorphologiques. Ce potentiel reste sous-exploité dans de nombreuses problématiques en géomorphologie du fait de l'incapacité des méthodes d'analyse actuelles à exploiter la richesse d'information fournie par le LiDAR aéroporté. Cette thèse intègre les derniers développements sur la simulation hydraulique 2D et la détection de changements 3D afin d'améliorer les méthodes d'analyse pour (i) la description de la structure des paysages

fluviaux et (ii) l'identification et l'analyse géométrique des glissements de terrain à haute résolution. Les principaux résultats montrent que la simulation hydraulique 2D permet la définition d'indicateurs hydro-géomorphiques prenant pleinement en compte la structure haute résolution des écoulements de surface. Ces indicateurs permettent une meilleure identification des connexions versants-rivières et la caractérisation de la géométrie hydraulique des chenaux. L'intégration de la détection de changement 3D permet d'exploiter la structure 3D des données LiDAR pour la création d'inventaires robustes, complets et objectifs des glissements de terrain. Cette approche permet une meilleure quantification du volume des glissements de terrain en comparaison des approches traditionnelles.

Title : High resolution analysis of landscape morphology and processes from repeated airborne LiDAR and hydraulic simulation

Keywords : Airborne LiDAR, Topographic analysis, Landslides, 2D hydraulic simulation, 3D change detection

Abstract : The fundamental objective of geomorphology is the identification and characterisation of the processes shaping landscapes. By providing a high accuracy, high density 3D representation of landscapes, airborne LiDAR has revolutionised our ability to extract information from the topography providing new opportunities for the identification and understanding of geomorphological processes. This potential remains underutilized in many geomorphological problems due to the inability of current analysis methods to exploit the amount and detail of information provided by airborne LiDAR. This thesis integrates the latest developments in 2D hydraulic simulation and 3D change detection to improve analysis methods for (i) the description of fluvial landform

structures and (ii) the identification and geometric analysis of landslides at high resolution. The main results show that 2D hydraulic simulation allows the definition of hydro-geomorphic indicators that fully account for the high resolution structure of flow patterns. These indicators allow for a better identification of hillslope-channel connexions and the characterisation of the hydraulic geometry of channels. The integration of 3D change detection allows the exploitation of the 3D structure of LiDAR data for the creation of robust, complete and objective landslide inventories. This approach allows a better quantification of landslide volume than traditional approaches.