

COMMUNAUTE FRANCAISE DE BELGIQUE
ACADEMIE UNIVERSITAIRE WALLONIE-EUROPE
UNIVERSITE DE LIEGE – GEMBLoux AGRO-BIO TECH

Exactitude du positionnement numérique des axes de ruissellement dans les bassins versants agricoles

Mohamar Moussa OUEDRAOGO

Essai présenté en vue de l'obtention du grade de
Docteur en sciences agronomiques et ingénierie biologique

Promoteur: Charles DEBOUCHE
Co-promoteur : Aurore DEGRE

2014

COMMUNAUTE FRANCAISE DE BELGIQUE
ACADEMIE UNIVERSITAIRE WALLONIE-EUROPE
UNIVERSITE DE LIEGE – GEMBLoux AGRO-BIO TECH

Exactitude du positionnement numérique des axes de ruissellement dans les bassins versants agricoles

Mohamar Moussa OUEDRAOGO

Essai présenté en vue de l'obtention du grade de
Docteur en sciences agronomiques et ingénierie biologique

Promoteur: Charles DEBOUCHE
Co-promoteur : Aurore DEGRE

2014

Ouédraogo Mohamar Moussa. (2014). Exactitude du positionnement numérique des axes de ruissellement dans les bassins versants agricoles (Thèse de doctorat). Université de Liège – Gembloux Agro-Bio Tech, Gembloux, Belgique.

Résumé: Des études récentes menées en Belgique estiment les dommages causés par les inondations et les coulées boueuses entre 12,5 et 122 millions d'euros par an pour les infrastructures publiques, et entre 1,6 et 16,5 millions d'euros par an pour les habitations. La carte des zones à risque potentiel de ruissellement concentré est l'un des outils mis en place par la Wallonie pour lutter contre ces phénomènes de plus en plus fréquents. Cependant, la résolution (10×10 m) du MNT utilisé pour extraire les axes de ruissellement est trop faible pour prendre en compte les détails de la microtopographie (travail du sol, résidus de cultures, cultures...) des parcelles agricoles. De plus, elle ne tient pas compte des incertitudes inévitables, présentes dans les données altimétriques utilisées. L'objectif de cette thèse est d'envisager l'utilisation des nouvelles technologies d'acquisition des données altimétriques de haute densité (plusieurs points/m²), i.e., le scanner laser terrestre (TLS) et la photogrammétrie à partir d'un véhicule non piloté (VNP) pour créer un modèle numérique de terrain (MNT) de meilleure exactitude et de haute résolution spatiale (maille de dimensions $\pm 1 \times 1$ m). Cela permet de tenir compte de la variabilité altimétrique des parcelles agricoles, et d'analyser son impact sur le positionnement numérique des axes de ruissellement. Dans un premier temps, un TLS et un VNP à voilure fixe ont été utilisés pour acquérir des données altimétriques sur un bassin versant agricole de 12 ha. Deux logiciels photogrammétriques ont permis de générer le MNT_{PSC} (Agisoft PhotoScan) et le MNT_{MCM} (MicMac) ; tandis que des traitements statistiques ont été nécessaires pour supprimer les erreurs systématiques présentes dans les nuages de points obtenus au TLS avant de les fusionner pour générer le MNT_{TLS}. La comparaison des MNT avec des points de contrôle (GCP) positionnés au récepteur GNSS (Global Navigation Satellite System) en mode RTK (Real Time Kinematic) a montré que le MNT_{TLS} est le plus exact avec un *RMSE* (Root Mean Square Error) de 4,5 cm, suivi par le MNT_{MCM} et le MNT_{PSC} avec des *RMSE* valant respectivement 9,0 et 13,9 cm. Dans un second temps, la méthode de Monte Carlo a été utilisée pour générer à partir du MNT_{TLS}, des MNT équiprobables. L'extraction des axes de ruissellement à partir des MNT équiprobables a permis de définir pour chaque maille du MNT, la probabilité d'appartenir à l'axe de ruissellement, et de définir une zone contenant l'axe de ruissellement extrait du MNT_{TLS} avec une probabilité définie. Une telle zone peut être utilisée pour la mise en place de solutions telles que les bandes et les chenaux enherbés. La comparaison des algorithmes de suppressions des dépressions fermées d'une part, et des algorithmes d'extraction de la direction de l'eau d'autre part, a montré peu de différence au niveau de la probabilité d'appartenance des mailles à l'axe de ruissellement lorsque le MNT est de haute résolution spatiale (± 1 m). Enfin, les analyses statistiques ont montré que les altitudes des GCP utilisés dans la méthode de Monte Carlo sont influencées par l'état d'ameublissement et par la rugosité des sols des parcelles agricoles. Les études futures, e.g., à l'échelle de la Wallonie, devront prendre en compte l'impact de ces erreurs.

Ouédraogo Mohamar Moussa. (2014). Uncertainty of runoff flow path extracted from agricultural watersheds (PhD Thesis). University of Liege – Gembloux Agro-Bio tech, Gembloux, Belgium.

Summary: Recent studies in Belgium have estimated the damages due to runoff flooding and muddy flooding between 12.5 and 122 million euros per year for public infrastructures, and between 1.6 and 16.5 million euros per year for houses. The runoff flooding risk map is one of the tools produced by the Wallonian government for preventing such phenomenon that has become more frequent. However, the resolution (10×10 m) of the digital elevation model (DEM) used to extract runoff flow path is too low to take into account the agricultural parcels microtopography (soil tillage, crops and crops residues). Moreover, this map does not consider the uncertainty of elevation data. The main objective of this thesis was to assess the use of fine-resolution (several points/m²) topographic data collection technologies, i.e., terrestrial laser scanner (TLS) and unmanned aerial systems (UAS) for generating DEM of better accuracy and high spatial resolution (resolution of 1×1 m). High resolution DEM allows to take into account agricultural parcels topography variation, and to analyze its impact on runoff flow path positioning. Firstly, terrestrial laser scanning and fixed wing unmanned aerial vehicle were used to collect elevation data on an agricultural watershed of 12 ha. Two photogrammetry software were used to produce the DEM_{PSC} (Agisoft PhotoScan) and the DEM_{MCM} (MicMac); whereas statistical processing was necessary to remove systematic errors from individual TLS point cloud before merging them to generate DEM_{TLS}. Comparing the DEMs with grounds control points (GCPs) surveyed by GPS (Global Positioning System) in RTK (Real Time Kinematic) showed that DEM_{TLS} was the most accurate data product, with a root mean square error (*RMSE*) value of 4.5 cm, followed by DEM_{MCM} and DEM_{PSC} which had *RMSE* values of 9.0 and 13.9 cm. Secondly, Monte Carlo simulation method was used to generate from MNT_{TLS}, equiprobable DEMs. Runoff flow path extraction from equiprobable DEMs allowed defining for each pixel of the DEM_{MCM} the probability to be part of the extracted runoff flow path, and to define an area that would contain the runoff flow path with a defined probability. Such an area can be used for installing solutions such as grass buffer strips and grassed waterway. Comparing depressions removal algorithms on one hand, and flow direction definition algorithms on another hand, showed no significant differences in pixels probabilities to be part of the runoff flow path network when the DEM had a high spatial resolution. Finally, statistical processing showed that the elevations of GCPs that were used in the Monte Carlo method were impacted by agricultural parcels soil tilth and soil roughness. Future work, e.g., at Wallonia scale, should take into account such errors.

Copyright. Aux termes de la loi belge du 30 juin 1994, sur le droit d'auteur et les droits voisins, seul l'auteur a le droit de reproduire partiellement ou complètement cet ouvrage de quelque façon et forme que ce soit ou d'en autoriser la reproduction partielle ou complète de quelque manière et sous quelque forme que ce soit. Toute photocopie ou reproduction sous autre forme est donc faite en violation de la dite loi et des modifications ultérieures.

Au terme de ce travail, je tiens à remercier toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de cette thèse. Un grand merci :

- Au professeur **Charles Debouche**, qui m'a accordé sa confiance durant les six années de la thèse, sa disponibilité, ses remarques pertinentes, ses idées constructives. Merci de m'avoir transmis la passion de l'analyse de l'exactitude des données spatiales et d'avoir mis à disposition les moyens financiers nécessaires pour la réalisation des mesures LiDAR et photogrammétriques ;
- Au professeur **Aurore Degré** pour sa disponibilité, ses remarques et ses suggestions tout au long du doctorat ; pour son expertise sur la problématique liée aux inondations par ruissellement et les coulées boueuses. Un grand merci pour les images qui m'ont permis d'illustrer les dégâts que pourraient causer les inondations et les coulées boueuses ;
- Au professeur **Philippe Lejeune** pour avoir mis à ma disposition le drone X100 pour l'acquisition des données photogrammétriques ;
- A **Jonathan Lisein**, pour m'avoir accordé du temps pour l'extraction des MNT avec les logiciels PhotoScan et MicMac ;
- Aux membres du comité de thèse, messieurs les professeurs **Jean-Jacques Claustrioux**, **Yves Cornet**, **Frédéric Lebeau**, **Philippe Lejeune**, **Robert Oger** qui m'ont encadré jusqu'à l'aboutissement de ce travail ;
- A Monsieur **Le Hardy De Beaulieu**, pour m'avoir permis de réaliser les mesures sur ses parcelles agricoles ;
- A **Katia**, pour sa bonne humeur et ses encouragements pendant les moments de solitude au bureau. Merci pour ton écoute et ta disponibilité. Un **grand grand** merci pour les lectures et relectures de mes différents documents ;
- A **Stéphane**, pour m'avoir aidé à collecter les données LiDAR dans le froid, la neige et la boue ;
- A **Pauline**, **Bruno**, **Eléonore**, **Jöran**, **Deborah** et **Nathalie** qui ont contribué à rendre ces années de thèse très sportives ;
- A **Olivier**, pour sa disponibilité lors de nos nombreuses discussions sur les solutions informatiques ou en analyses spatiales ;
- A mon épouse **Nora**, qui m'a soutenu pendant les moments de doutes que j'ai traversés.

- A mes parents, **Moumouni** et **Françoise**, qui m'ont permis d'entreprendre des études d'ingénieur à Gembloux et qui m'ont toujours soutenu dans mes multiples projets ;
- A mon frère et ma sœur, **Faïssal** et **Safi**, pour leurs encouragements.

TABLE DES MATIERES

Chapitre 1 : Introduction générale	1
1 Contexte et objectif	2
2 Méthodologie détaillée	10
Chapitre 2 : Synthèse bibliographique : Le modèle numérique de terrain de haute résolution, ses erreurs et leur propagation	19
1 Introduction	23
2 Acquisition de données altimétriques et génération de MNT de haute résolution spatiale	24
2.1 Le LiDAR	26
2.1.1 Le principe	26
2.1.2 Les plateformes de mesures utilisées	28
2.1.3 Génération de MNT à partir de données LiDAR	32
2.2 La photogrammétrie	36
2.2.1 Le principe	36
2.2.2 Les plateformes de mesures utilisées	39
2.2.3 Génération de MNT en photogrammétrie	42
3 Les erreurs du MNT	44
4 Propagation des erreurs du MNT	47
5 Discussion et conclusion	50
Chapitre 3 : The evaluation of the unmanned aerial systems-based photogrammetry and terrestrial laser scanning to generate DEMs of agricultural watersheds	61
1 Introduction	62
1.1 Use of DEMs in agriculture	63
1.2 Terrestrial laser scanning	63
1.3 UAS photogrammetry	63
1.4 Goal of this article	63
2 Material and methods	64
2.1 Study site	64
2.2 Data surveying	64
2.2.1 Ground control points (GCPs)	64
2.2.2 TLS surveying	64
2.2.3 Photogrammetry surveying	64
2.3 Data processing	65
2.3.1 DEM computation and error analysis from TLS data	65
2.3.2 UAS photogrammetry	67
2.3.3 DEM accuracy assessment and comparison	68
3 Results	68
3.1 TLS data	68
3.2 Comparison of the DEMs	69
4 Discussion	73
5 Conclusion	76

Chapitre 4 : Using Monte Carlo simulation for modeling uncertainty of runoff flow path from high resolution DEM of a small agricultural wetrshed	79
4.1 La méthode de Monte Carlo pour propager les erreurs du MNT	80
1 Introduction	80
2 Caractéristiques du modèle d'erreurs	81
3 Le krigeage simple	82
4 La simulation séquentielle gaussienne	87
4.2 Modeling uncertainty of runoff flow path from a high resolution digital elevation model of a small agricultural watershed	91
1 Introduction	93
2 Material and methods	97
2.1 Study site and data	97
2.1.1 Study site	97
2.1.2 DEM generation	97
2.1.3 Ground control points (GCPs)	98
2.2 Runoff flow path extraction algorithms	98
2.3 Monte Carlo simulation	100
2.4 Uncertainty quantification and comparison	102
2.4.1 Pixels' probability definition	102
2.4.2 Cumulative distribution function of the distance from pixels to a reference	103
2.5 Software tools	104
3 Results and discussion	105
3.1 DEM simulations	105
3.2 Impact of the Monte Carlo simulation number	107
3.3 Depression analysis	112
3.4 Uncertainty analysis	114
3.5 Using Monte Carlo simulation results as decision making tools	120
4 Conclusion	124
Chapitre 5 : Influence de l'état d'ameublissement et de la rugosité du sol des parcelles agricoles sur l'exactitude de l'altitude des points de contrôle positionnés au GPS	132
1 Introduction	134
2 Matériel et méthodes	135
2.1 Caractéristiques des parcelles d'étude	135
2.2 Échantillonnage par levés GPS (Global Positioning System) et à la Station Totale (ST)	135
2.3 Influence de l'état d'ameublissement des parcelles sur les points de contrôle	136
2.4 Influence de l'état de rugosité de la parcelle sur les points de contrôle	138
3 Résultats et discussion	138
3.1 Analyse des différences d'altitude	138
3.2 Analyse des variations d'altitude	141
4 Conclusion	143
Chapitre 6 : Discussions, conclusions et perspectives	145

Liste des Figures

Chapitre 1

Figure 1 : Partie de terre agricole emportée par les eaux de ruissellement.

Figure 2 : Routes et propriétés privées inondées dans différentes communes en Wallonie.

Figure 3 : Nombre de coulées boueuses touchant les communes ayant fait l'objet d'une enquête par Bielders et al. (2003) et Evrard et al. (2006) (source : Evrard et al., 2006).

Chapitre 2

Figure 1 : Mesure des coordonnées sphériques (d , φ , θ) des points. (Landes & Grussenmeyer, 2011).

Chapitre 3

Figure 1 : Orthophotograph of the study site that is located at $50^{\circ}34'33.00''N$ and $4^{\circ}39'50.75''E$, in the WGS84 reference system.

Figure 2 : TLS station footprints on the watershed.

Figure 3 : Soil tillage on the plots during scanning. (A) Tilled using a moldboard plow (Soil A); the soil surface was free from any crops or crop residues. (B) Tilled using a disk harrow after the wheat harvest (Soil B); the soil surface was covered by crop residues and grass less than 10 cm high. (C) A plot after the sugar beet harvest (Soil C).

Figure 4 : Location of area cultivated with mustard during the aerial photograph collection with Gatewing X100 UAS.

Figure 5 : Flowchart of TLS data processing for error removal.

Figure 6 : Histograms of random errors from TLS scans. Dashed lines denote normal distributions computed using mean and the standard deviation.

Figure 7 : RMSE values when applying methods for removing errors correlated with x and y coordinates and distance to TLS position.

Figure 8 : Illustration of plowed soil's sinusoidal pattern due to the succession of ridges and furrows.

Figure 9 : Absolute errors calculated from DEMs. (A) Errors from a DEM generated from TLS data. (B) Errors generated from UAS data using Agisoft PhotoScan software. (C) Errors generated from UAS data using MicMac software. (D) Location of area cultivated with a mustard crop during UAS aerial photograph collection.

Figure 10 : Spatial distribution of elevation differences between DEMs. (A) Elevation differences between DEMTLS and DEMMCM. (B) Elevation differences between DEMTLS and DEMPSC. (C) Elevation differences between DEMMCM and DEMPSC.

Figure 11 : Elevation evolution along a transect. (A) Profiles from DEMGCP and DEMPSC. (B) Profiles from DEMGCP and DEMPSC. (C) Profiles from DEMGCP and DEMMCM. (D) Location of the transect.

Figure 12 : Magnified images of DEMs showing the detail of a soil microtopography reconstruction. (A) DEMTLS. (B) DEMMCM.

Chapitre 4 § 4.2

Figure 1 : Study site.

Figure 2 : Variograms and confidence bands (dash dotted lines) fitted on elevation differences between GCPs and the original DEMs using the isotropic Matérn variogram model. The circle dotted lines denote the experimental variogram and the solid lines denote the theoretical variogram. (A): The variogram is fitted on elevation differences of the 1×1 m resolution DEM. (B): The variogram is fitted on elevation.

Figure 3 : Pixel probabilities for different Monte Carlo simulation numbers.

Figure 4 : Histograms of pixel probabilities for different Monte Carlo simulation numbers.

Figure 5 : Increased detail of the histograms of the pixel probabilities for different Monte Carlo simulation numbers.

Figure 6 : Evolution of the probability of 17 randomly selected pixels versus the Monte Carlo simulation number. (A) Randomly selected pixels. (B) Pixel probability evolution versus the Monte Carlo simulation number. (C) Evolution of S versus the simulation number.

Figure 7 : Depression locations for the simulated DEMs. (A) Simulated DEM resolution of 1×1 m. (B) Simulated DEM resolution of 2×2 m. (C) Simulated DEM resolution of 4×4 m.

Figure 8 : Slope (%) map of the watershed.

Figure 9 : Maps showing the pixel probabilities after running Monte Carlo simulations for the 1×1 m resolution DEM. The number of simulations is equal to 1,000. (B) Breaching used as the preprocessing method. (F) Filling used as preprocessing method.

Figure 10 : Maps showing the pixel probabilities after running the Monte Carlo simulation for the 2×2 m resolution DEM. The number of simulations is equal to 1,000. (B) Breaching used as preprocessing method. (F) Filling used as preprocessing method.

Figure 11 : Maps showing the pixel probabilities after running the Monte Carlo simulations for the 4×4 m resolution DEM. The number of simulations is equal to 1000. (B) Breaching used as preprocessing method. (F) Filling used as preprocessing method.

Figure 12 : Frequency differences between 1×1 m resolution pixels and 4×4 m resolution pixels.

Figure 13 : Cumulative distribution functions of the random variable D (distance from the pixels to the deterministic runoff flow path extracted using Fill_D8). The red curve denotes the cumulative distribution function obtained from the results of DEM preprocessed using the breaching (B) method. The black curve denotes the cumulative distribution function obtained from the results of DEM preprocessed using the filling (F) method. (A) Results from the 1×1 m resolution DEM. (B) Results from the 2×2 m resolution DEM. (C) Results from the 4×4 m resolution DEM.

Figure 14 : Area containing the deterministic runoff flow path extracted using Fill_D8 with a probability of 0.8.

Chapitre 6

Figure 1 : Zoom montrant la structure spatiale du MNTMCM (a) et du MNTTLS (b)

Figure 2 : Évolution de la distance d le long de l'axe de ruissellement de référence.

Figure 3 : Illustration d'un axe de ruissellement ne présentant pas de réseau unique.

Figure 4 : Axes de ruissellement extraits à partir de 4 MNTFinal différents.

Figure 5 : Axes de ruissellement extraits à partir de 4 MNT sans tenir compte des erreurs de distribution normale et des erreurs de distribution uniforme.

Liste des Tableaux

Chapitre 2

Tableau 1 : Comparaison de plusieurs méthodes d'acquisition. (Li et al., 2005).

Chapitre 3

Table 1. Soil tillage differences during the scanning operations and the number of points within each scan.

Table 2. Workflow showing the image processing steps using the PhotoScan Agisoft and MicMac software packages.

Table 3. ME, RMSE and STD calculated from DEMs generated using original TLS scan point elevations, TLS scan point elevations after removing errors correlated with x and y coordinates, and TLS scan point elevations after removing errors correlated with the distance to the scanner position.

Table 4. ME, RMSE and STD calculated for each scan after removing the mean errors from ST5, ST7, ST11 and ST13 point elevations.

Table 5. Basic statistical parameters calculated from DEM errors.

Chapitre 4 § 4.2

Table 1. Parameters of Matérn theoretical variograms fitted from elevation differences between GCPs and the original DEMs.

Table 2 Statistics from the depression depth analysis.

Table 3. Percentage of pixels for different probability intervals.

Chapitre 5

Tableau 1. Caractéristiques des parcelles expérimentales.

Tableau 2. Tableau de l'analyse de la variance à deux critères de classification pour un modèle hiérarchisé mixte.

Tableau 3. Tableau de l'analyse de la variance à un critère de classification pour un modèle aléatoire.

Tableau 4. Altitudes (m) des points levés au GPS (*Global Positioning System*) et à la ST (Station Totale) sur trois transects sélectionnés de manière aléatoire dans la parcelle 1. Les points levés sont distants horizontalement de 100 mm.

Tableau 5. Altitudes (m) des points levés au GPS (*Global Positioning System*) et à la ST (Station Totale) sur trois transects sélectionnés de manière aléatoire dans la parcelle 2. Les points levés sont distants horizontalement de 100 mm.

Tableau 6. Résultats de l'analyse de la variance à deux critères de classification appliquée sur les écarts d'altitude observés dans les parcelles 1 et 2.

Tableau 7. Résultats de l'analyse de la variance à un critère de classification (AV1) réalisée sur les écarts d'altitude observés sur les transects de la parcelle 1.

Tableau 8. Résultats de l'analyse de la variance à un critère de classification (AV1) réalisée sur les écarts d'altitude observés sur les transects de la parcelle 2.

Tableau 9. Composantes des variances accidentelles caractérisant la variabilité des écarts d'altitude dans les parcelles 1 et 2.

Tableau 10. Résultats des tests de conformité réalisés sur les moyennes des écarts d'altitude.

Tableau 11. Intervalle de confiance contenant des écarts d'altitude avec une probabilité de 95 %.

Tableau 12. Synthèse des résultats de décomposition des séries chronologiques des altitudes à la ST (Station Totale) sur les transects des parcelles 1 et 2.

Tableau 13. Résultats des analyses de la variance réalisées sur les erreurs aléatoires des altitudes observées sur les transects des parcelles 1 et 2.

Tableau 14. Intervalles de variation des altitudes des points levés à la ST (Station Totale) sur les transects des parcelles 1 et 2.

Liste des acronymes

AMHY	AMénagements HYdrauliques
CCD	Charge couple device
CI	Channel initiation
CPU	Central Processing Unit
DEM	Digital elevation model
DTM	Digital terrain model (voir MNT)
DUE	Data Uncertainty Engine
EQM	Écart quadratique moyen
ERRUISSOL	ERosion RUISellement SOL
GCPs	Points de contrôle (grounds control points)
GIS	Geographical Information System (voir SIG)
GISER	Gestion Intégrée Sol Érosion Ruissellement
GNSS	Global Navigation Satellite System
GPS	Global Positioning System
GPU	Graphical Power Unit
LiDAR	Light Detection and Ranging
MNT	Modèle numérique de terrain (voit DTM)
RMSE	Root Mean Square Error
RTK	Real Time Kinematic
SIG	Système d'Information Géographique (voir GIS)
SSG	Simulation séquentielle gaussienne
ST	Station totale (voir TS)
TLS	Terrestrial laser scanner (Scanner laser terrestre)
TS	Totale station (voir ST)
UAS	Unmanned aerial system
VNP	Véhicule non piloté
VR	Valley recognition

Chapitre 1

Introduction générale

1 Contexte et objectif

Ces dernières années plusieurs pays européens tels que la France (Souchère et al., 2003), la Grand-Bretagne (Boardman, 2003; Boardman et al., 2003), la Belgique (Biielders et al., 2003; Evrard et al., 2007; Verstraeten and Poesen, 1999), et la Slovaquie (Stankoviansky et al., 2010) connaissent des problèmes liés aux inondations par ruissellement et aux coulées boueuses. Les coulées boueuses sont générées par le ruissellement des eaux chargées en sédiments provenant des parcelles agricoles (Boardman et al., 2006). La figure 1 montre la quantité de sédiments pouvant être emportée au cours d'un seul évènement pluvieux. La figure 2 présente des images de routes et de propriétés privées inondées par des coulées boueuses.



Figure 1 : Partie de terre agricole emportée par les eaux de ruissellement.



Figure 2 : Routes et propriétés privées inondées dans différentes communes en Wallonie.

Selon une enquête menée en Belgique sur 201 communes par Bielders et al. (2003) ainsi que par Evrard et al. (2007), 79 % des communes avaient subi des problèmes de coulées boueuses au moins une fois sur une période de 10 ans. Dans ces 160 communes, 22 % étaient confrontées à plus de 10 évènements sur 10 ans. La figure 3 montre que les coulées boueuses touchent une grande majorité des communes qui ont fait l'objet de l'enquête. Evrard et al. (2007) ont constaté une augmentation du nombre moyen de coulées boueuses (8.2/ 100 km²/ année) dans le sud-est de la Flandre (sur une superficie de 408 km²) entre 1995 et 2004 par rapport aux conclusions (1 – 3/ 100 km²/année) faites par Boardman et al. (2006) sur les données récoltées entre 1987 et 1997. Selon ces auteurs, cette augmentation est principalement due à l'expansion des surfaces agricoles consacrées aux cultures sarclées, aux légumes et aux arbres fruitiers au dépend des céréales. Boardman (2010) retient trois principales causes qui sont les pratiques agricoles, la distribution des précipitations (les pluies sont particulièrement plus intenses en mai et en juin en Belgique) et la proximité des

habitations (surtout celles localisées sur les axes de ruissellement concentrées) par rapport aux parcelles agricoles.

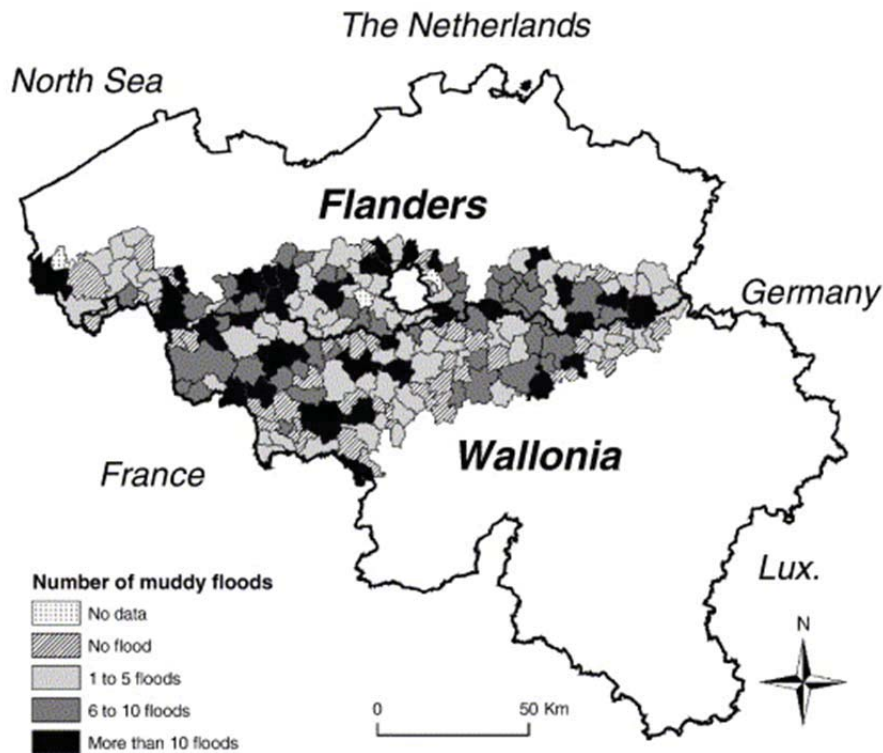


Figure 3 : Nombre de coulées boueuses touchant les communes ayant fait l'objet d'une enquête par Biolders et al. (2003) et Evrard et al. (2006) (source : Evrard et al., 2006).

Si les inondations par ruissellement et les coulées boueuses sont tant redoutées, c'est parce que les conséquences qu'elles engendrent sont parfois désastreuses. Les études les plus complètes sur l'analyse du coût de tels évènements ont été menées en Belgique par Verstraeten and Poesen (1999) et Evrard et al. (2007).

Le coût de l'intervention des pompiers est estimé entre 2.250 et 25.000 euros par évènement tandis que le coût du nettoyage d'un segment de route varie entre 500 et 11.000 euros par évènement et par commune. Les travaux les plus coûteux sont principalement liés aux réparations des voies principales de circulation ou des trottoirs et varient entre 14.000 et

300.000 euros par évènement et par commune. Au total les dommages relatifs aux infrastructures publiques et les couts de nettoyage sont ainsi estimés entre 12,5 et 122 millions d'euros par an pour toute la Belgique. Les biens privés sont également touchés. Le cout moyen des dommages sur une maison privée est estimé à 4.436 ± 3.406 euros. En supposant 1 à 10 maisons touchées dans chaque site, Evrard et al. (2007) estiment entre 1,6 et 16,5 millions d'euros par an le cout des dommages affectant les maisons. En plus des couts financiers, il est nécessaire de mentionner l'impact psychologique que peut engendrer la récurrence de tels évènements sur les populations touchées.

Des solutions visant à mettre en place des aménagements pour lutter contre les coulées boueuses ont été expérimentées dans plusieurs études (Evrard et al., 2008; Fiener and Auerswald, 2006; Le Bissonnais et al., 2004; Van Dijk et al., 1996). Selon Evrard et al. (2008), deux types de mesures peuvent être considérés pour lutter contre les ruissellements et coulées boueuses. D'une part il faut envisager les pratiques agricoles à l'échelle de la parcelle telles que les intercultures, la réduction du labour, ainsi que le semis double sur les axes de ruissellement concentré qui permettent de réduire aussi bien l'érosion que le ruissellement (Gyssels et al., 2002; Leys et al., 2007). Cependant comme le signalent Evrard et al. (2008), l'implémentation de telles solutions dépend du bon vouloir de l'agriculteur. A l'exception de l'utilisation des intercultures (Biielders et al., 2003), les pratiques agricoles mentionnées ci-dessus restent plutôt limitées en Belgique. D'autre part les mesures curatives visent plutôt à infiltrer et à contenir le ruissellement ainsi qu'à piéger les polluants et les sédiments. Les bandes enherbées, les chenaux enherbés et les bassins d'orages sont des exemples qui remplissent ces rôles.

Parce que les inondations par ruissellement et les coulées boueuses entraînent des conséquences dramatiques financièrement et psychologiquement, des mesures doivent être mises en place afin d'aider les communes, les agriculteurs et les populations à lutter contre

ces phénomènes. L'Union européenne a ainsi défini les directives 2000/60/CE¹ et 2007/60/CE², et prépare une stratégie thématique pour la protection des sols, que les états membres doivent traduire en textes légaux afin de permettre une évaluation, une gestion et une protection de l'environnement et de la population.

Consciente de la problématique des inondations par ruissellement et des coulées boueuses, la Wallonie a adopté le 9 janvier 2003 le plan « PLUIES » qui est un plan global et intégré de prévention et de lutte contre les inondations et contre leurs effets sur les sinistrés. Ce plan s'articule autour de cinq objectifs qui sont :

- Améliorer la connaissance du risque « inondation » ;
- Diminuer et ralentir le ruissellement sur les bassins versants ;
- Aménager les lits des rivières et les plaines alluviales ;
- Diminuer la vulnérabilité dans les zones inondables ;
- Améliorer la gestion de crise.

Depuis 2003 le Gouvernement wallon a ainsi financé plusieurs projets e.g. les projets AMHY (AMénagements HYdrauliques), ERRUISSOL (ERosion RUISellement SOL), et GISER (Gestion Intégrée Sol Erosion Ruissellement). Ces projets visent à mettre en place des outils efficaces pour lutter contre les inondations par ruissellement et les coulées boueuses.

En particulier, le projet ERRUISSOL avait pour objectif de constituer une base de données cartographiques et numériques relatives aux risques de ruissellement et d'érosion des sols sur l'entièreté du territoire wallon, à l'intégrer dans un système d'information géographique et à la mettre à jour et en valeur au sein de la Région wallonne. C'est ainsi qu'un modèle numérique de terrain (MNT), une carte des pentes, une carte des zones à risque

¹ Directive 2000/60/CE du Parlement européen et du Conseil du 23 octobre 2000 établissant un cadre pour une politique communautaire dans le domaine de l'eau.

² Directive 2007/60/CE du Parlement européen et du Conseil du 23 octobre 2007 relative à l'évaluation et à la gestion des risques d'inondation.

potentiel d'érosion hydrique diffuse, une carte des zones à risque potentiel de ruissellement diffus et une carte des zones à risque potentiel de ruissellement concentré ont été produites.

Cependant, la résolution du MNT utilisée pour construire ces cartes est de 10 m x 10 m ce qui est trop élevé pour pouvoir prendre en compte les détails de la microtopographie des parcelles agricoles dans le calcul des différents paramètres mentionnés ci-dessus. En particulier, plusieurs études dans la littérature ont montré que la microtopographie des sols agricoles a un impact sur l'érosion et le ruissellement (Cerdan et al., 2004; Cerdan et al., 2002; Le Bissonnais et al., 2005; Souchère et al., 2005). De plus, le MNT utilisé pour extraire les paramètres n'est pas exempt d'erreurs ; quelle que soit la résolution, le MNT contient toujours des erreurs (Heritage et al., 2009; Li, 1991). Ces erreurs peuvent se propager à travers les différents processus de calculs et influencer profondément les résultats des applications (Huang and Lees, 2005; Oksanen and Sarjakoski, 2005).

Dès lors, les projets financés par la Région wallonne tels que le projet GISER, dont l'objectif est de mettre en place des outils pour lutter contre les inondations et les coulées boueuses risquent d'être peu ou pas efficaces. En effet, actuellement, la mise en place d'aménagements pour contenir le ruissellement et l'érosion se base sur des sources d'informations telles que la carte des zones à risque potentiel de ruissellement concentré (extrait du MNT 10 m x 10 m), des observations terrain i.e. l'écoulement observé pendant ou après un évènement pluvieux, et des enquêtes de voisinage. Dans un contexte de changement climatique et d'activités agricoles de plus en plus intenses, l'efficacité des aménagements mis en place risque d'être limitée dans l'espace et dans le temps. Cela peut entraîner des coûts de reconstructions puisqu'il sera probablement nécessaire d'adapter périodiquement la structure de l'aménagement afin de tenir compte de la modification de la microtopographie. De plus, l'installation d'aménagements peut être considérée par la population comme une solution définitive aux problèmes d'inondations et de coulées boueuses, ce qui peut contribuer à

baissier la vigilance des citoyens. Avec la pression démographique croissante qui entraîne une réhabilitation des surfaces agricoles en zones constructibles, en cas d'inefficacité de l'aménagement mis en place, les conséquences financières et psychologiques peuvent être plus importantes qu'elles ne l'auraient été.

Dans ce contexte, l'objectif principal de cette thèse est d'envisager l'utilisation des nouvelles technologies d'acquisition des données altimétriques (scanner terrestre et photogrammétrie à partir d'un véhicule non piloté) pour créer un MNT de haute résolution ($\pm 1 \text{ m} \times 1 \text{ m}$) afin de tenir compte de la variabilité altimétrique des parcelles agricoles et d'analyser l'incertitude du positionnement numérique des axes de ruissellement qui en sont extraits. Une telle approche permet non seulement de modéliser avec une meilleure exactitude le risque potentiel de ruissellement concentré, mais également de définir pour chaque maille du MNT du bassin versant, la probabilité qu'elle appartienne à l'axe de ruissellement extrait. Cette information est essentielle puis qu'elle peut permettre la mise en place (positionnement spatial) de solutions curatives efficaces (e.g. bandes enherbées, chenaux enherbés, bassins d'orage) afin d'infiltrer, de ralentir, ou de contenir le ruissellement et les coulées boueuses.

Cet objectif sera atteint en 4 étapes.

Le chapitre 2 présente la bibliographie relative à la génération d'un MNT de haute résolution. Les méthodes d'acquisition des données altimétriques y sont abordées ainsi que les erreurs du MNT et les méthodes utilisées pour les propager dans les applications du système d'information géographique (SIG).

Le chapitre 3 est consacré à la comparaison de MNT générés à partir des données altimétriques de deux méthodes d'acquisition de données altimétriques i.e. le scanner terrestre (MNT_{TLS}) et la photogrammétrie utilisant un véhicule non piloté. De plus, nous avons

comparé les résultats de deux logiciels i.e. le logiciel commercial Agisoft PhotoScan (MNT_{PSC}) et le logiciel en accès libre MicMac (MNT_{MCM}).

Après avoir montré dans le chapitre 3 que le MNT_{TLS} est plus exact, le **chapitre 4** analyse l'incertitude du positionnement numérique des axes de ruissellement qui en sont extraits. Dans le paragraphe **4.1**, nous donnons une description théorique détaillée de la méthode de Monte Carlo. Dans le paragraphe **4.2**, cette méthode est utilisée pour propager les erreurs (obtenues par comparaison du MNT avec 1098 points GPS RTK) du MNT à travers les différentes étapes d'extraction des axes de ruissellement qui sont 1) la suppression des dépressions fermées et des zones plates et horizontales, 2) l'application des algorithmes de détermination du sens d'écoulement de l'eau à partir de l'information altimétrique, 3) le calcul des surfaces amont drainées. Pour chaque étape, différentes méthodes sont comparées.

La méthode de Monte Carlo utilise des points de contrôle positionnés au GPS topographique, dont les précisions planimétrique et altimétrique sont centimétriques. L'altitude du point de contrôle peut être influencée par la microtopographie du sol des parcelles agricoles de sorte que l'exactitude du positionnement de l'altitude des points de contrôle est influencée par le type de sol. Le **Chapitre 5** montre que cette exactitude est différente pour des parcelles dont le sol est labouré d'une part, ou travaillé pour le semis de froment d'autre part.

2 Méthodologie détaillée

La démarche scientifique adoptée dans cette thèse de doctorat a permis d'atteindre notre objectif en 4 articles.

Article 1 (Chapitre 2) : Synthèse bibliographique : Le modèle numérique de terrain de haute résolution : ses erreurs et leur propagation.

Objectif : Passer en revue les différentes étapes de la génération d'un MNT. L'accent est particulièrement mis sur les nouvelles technologies d'acquisitions des données altimétriques qui permettent de générer des MNT de haute résolution (± 1 m) dont la précision altimétrique est de quelques centimètres (< 10 cm). Le MNT n'étant pas exempt d'erreurs, nous présentons également les méthodes permettant d'évaluer leurs impacts sur les résultats finaux d'une application utilisant le MNT.

Résumé : Le MNT est la représentation numérique de la topographie du terrain. C'est une pièce maîtresse permettant l'extraction de nombreux paramètres tels que la pente, les axes d'écoulement... Ces paramètres sont régulièrement utilisés comme outils de décision dans la gestion de l'environnement. Dès lors il est primordial de générer des MNT exacts d'une part, et d'autre part de quantifier les erreurs persistantes malgré les corrections, et d'estimer leurs impacts sur les paramètres de décision. Nous présentons l'état des connaissances sur la génération de MNT de haute résolution. Les technologies d'acquisition des données altimétriques, ainsi que les méthodes de génération de MNT sont présentées et comparées. Les différentes erreurs du MNT ainsi que les méthodes utilisées pour les corriger sont

abordées et discutées. Enfin, les méthodes utilisées pour propager les erreurs du MNT dans les applications SIG (système d'information géographique) sont évoquées. Notre analyse montre que la photogrammétrie utilisant des véhicules non pilotés (VNP) reste la technologie appropriée pour l'acquisition de données altimétriques sur des zones d'une dizaine à quelques centaines d'hectares car les VNP sont plus maniables, plus rapides (collection des données) et moins coûteux. Néanmoins, les distorsions créées par l'instabilité de certains VNP, ainsi que la difficulté qu'ont certains logiciels pour calibrer correctement les appareils photographiques limitent l'exactitude des MNT générés à partir des photographies prises en utilisant des VNP.

Cet article est accepté dans la revue BASE (Biotechnologie, Agronomie, Société et Environnement).

Article 2 (Chapitre 3): The evaluation of unmanned aerial systems-based photogrammetry and terrestrial laser scanning for DEM generation of agricultural watersheds.

Objectif: Générer des modèles numériques de terrain à haute résolution (1 m x 1 m) d'un bassin versant agricole à partir des données altimétriques acquises en utilisant les nouvelles technologies telles que le scanner terrestre et la photogrammétrie utilisant un véhicule non piloté. Comparer les précisions, les avantages et les inconvénients des deux technologies.

Résumé: Les bassins versants agricoles font de plus en plus l'objet d'une activité agricole intense qui modifie continuellement leur microtopographie. En fonction des cultures prévues par l'agriculteur, le travail du sol entrainera une microtopographie différente. Plusieurs études ont montré que cette microtopographie peut jouer un rôle important dans le ruissellement et le transport des sédiments du fait de la présence de cultures et des résidus de cultures, des sillons et des mottes qui peuvent modifier e.g. la direction d'écoulement de l'eau. Pour mieux comprendre ces phénomènes, la génération d'un MNT de haute résolution d'un bassin versant agricole est essentielle. Les nouvelles technologies d'acquisition des données altimétriques de haute résolution (plusieurs points/m²) peuvent être utilisées dans ces conditions pour modéliser la variabilité de la microtopographie. Une meilleure connaissance de la précision, des avantages et des inconvénients de telles technologies permettront de faire le choix de la technologie adéquate. Cet article évalue l'utilisabilité des données du scanner laser et de la photogrammétrie à partir de véhicules non pilotés pour la génération de MNT d'un petit bassin versant agricole de 12 ha. Du fait des activités agricoles, 14 stations (± 25 points/m²) ont été levées individuellement. Afin d'évaluer l'exactitude des MNT créés à partir de chaque scan, 1098 points de contrôle positionnés au GPS RTK ont été utilisés. Une régression linéaire a été utilisée sur chaque scan dans l'objectif de supprimer les erreurs altimétriques dues à la non-perpendicularité de l'axe du scanner au plan horizontal ainsi que les erreurs corrélées avec la position du scanner avant de les fusionner pour générer un MNT_{TLS} d'une résolution de 1 m x 1 m. Les logiciels Agisoft PhotoScan et MicMac sont utilisés pour le traitement des photographies aériennes et l'extraction de MNT_{PSC} (Agisoft PhotoScan) et MNT_{MCM} (MicMac) tous deux d'une résolution de 1 m x 1 m.

Une comparaison des MNT avec les points de contrôle montre que le MNT_{TLS} est le plus exact avec un *RMSE* (Root Mean Square Error) de 4.5 cm, suivi de MNT_{MCM} et MNT_{PSC} avec respectivement un RMSE de 9.0 cm et 13.9 cm. Une analyse des erreurs a montré que le

MNT_{PSC} possède des erreurs absolues variant de 15.0 cm à 52 cm sur les bords de la zone d'étude, ce qui indique la présence d'erreurs systématiques. Même si le MNT_{MCM} est précis, une analyse des erreurs le long d'un transect a montré que les erreurs ont tendance à augmenter en fonds de vallées. Par rapport au scanner terrestre, la photogrammétrie à partir de véhicules non pilotés est une technologie prometteuse pour l'acquisition des données altimétriques à cause de sa flexibilité et de son coût. Cependant des améliorations sont nécessaires au niveau du traitement des photographies aériennes afin de supprimer les distorsions non linéaires.

Cet article est publié dans la revue Geomorphology.

Article 3 (Chapitre 4 § 4.2): Modeling uncertainty of runoff flow path from high resolution DEM of a small agricultural watershed.

Objectif: Analyser l'incertitude du positionnement numérique des axes de ruissellement sur un bassin versant agricole. Comparer les résultats de différentes méthodes d'extraction des axes de ruissellement. Déterminer l'influence de la résolution sur l'incertitude du positionnement numérique des axes de ruissellement.

Résumé: Le MNT contient toujours des erreurs même s'il est généré à partir de données altimétriques de haute résolution obtenues par exemple à partir de technologies telles que le scanner terrestre et la photogrammétrie à partir de véhicules non pilotés. Cependant, les

erreurs verticales du MNT peuvent se propager à travers les applications qui l'utilisent comme source d'information, et peuvent influencer considérablement les résultats finaux. Cet article analyse l'incertitude du positionnement numérique des axes de ruissellement extraits à partir de MNT de 1 m x 1 m, 2 m x 2 m, et 4 m x 4 m de résolution d'un bassin versant agricole de 12 ha. Les MNT sont générés à partir de données altimétriques levées en utilisant un scanner terrestre. 1098 points de contrôle levés en utilisant un GPS RTK ont été utilisés pour générer, pour chaque MNT, un modèle d'erreurs sur le bassin versant. Les packages `geoR` et `gstat` du logiciel R ont ensuite été utilisés pour tracer les variogrammes théoriques des erreurs et simuler 1000 MNT équiprobables (1000 MNT pour chaque résolution) en utilisant la simulation séquentielle gaussienne. Ensuite l'extraction des axes de ruissellement est faite en utilisant les algorithmes disponibles dans la librairie du logiciel libre `WithBox GAT` (Geospatial Analysis Tool) sur la plateforme de développement Netbeans. Cette approche est qualifiée de méthode de Monte Carlo. Deux méthodes de prétraitement du MNT i.e. le « comblement » et le « creusement » ainsi que quatre méthodes d'extraction de la direction d'écoulement de l'eau i.e. D8, D-infinity, FD8 et Rho8 ont été utilisées. Pour chaque maille du MNT, nous avons calculé la probabilité d'appartenance au réseau d'axe de ruissellement. Selon nos résultats, peu de différence existe entre les cartes de probabilité obtenues pour les méthodes de prétraitement. Cette observation reste valable pour les quatre méthodes d'extraction de la direction d'écoulement de l'eau. Cependant, les probabilités des mailles ont tendance à augmenter avec la résolution du MNT. Pour le MNT de 1 m x 1m de résolution qui présente plus de détails sur la microtopographie du bassin versant, 99.7 % des mailles ont une probabilité inférieure à 0.3. Cela montre que le positionnement des axes de ruissellement est très sensible à la microtopographie du sol et aux erreurs du MNT. Nous avons défini une méthodologie permettant d'utiliser les résultats obtenus via la simulation de Monte Carlo pour construire la fonction de distribution cumulative de la distance des mailles par rapport à un

axe de ruissellement de référence. Dans cette étude, l'axe de ruissellement de référence utilisé est extrait du MNT de 1 m x 1 m de résolution en utilisant la méthode de comblement pour supprimer les dépressions fermées, et la méthode D8 pour extraire la direction d'écoulement de l'eau. Ces méthodes sont les plus populaires et parfois les seules implémentées dans les logiciels SIG (Système d'Information Géographique). La fonction de distribution cumulative est alors utilisée pour définir une zone qui contiendrait l'axe de ruissellement de référence avec une probabilité définie. Une telle information peut être utile dans la mise en place de solutions permettant de positionner des ouvrages destinés à gérer les problèmes de ruissellement et d'érosion dans les bassins versants agricoles.

Cet article est soumis à la revue Geoderma³.

Article 4 (Chapitre 5) : Influence de l'état d'ameublissement et de la rugosité du sol des parcelles agricoles sur l'exactitude de l'altitude des points de contrôle positionnés au GPS.

Objectif: Utiliser des outils statistiques afin de quantifier à travers des intervalles de variation des altitudes, d'une part l'influence de l'état d'ameublissement du sol d'une parcelle agricole, et d'autre part l'influence de son état de rugosité sur l'exactitude de l'altitude des points de contrôle positionnés au GPS.

³ Soumis le 30/04/2014

Résumé: Notre objectif est d'estimer, à travers des intervalles de variation, l'influence de l'état d'ameublissement et de la rugosité des parcelles agricoles, conséquences des outils de travail du sol, sur l'exactitude de l'altitude des points de contrôle positionnés au GPS (Global Positioning System) en mode RTK (Real Time Kinematic). Pour cela, des levés de l'altitude de 16 points (avec une distance de 100 mm entre les points) ont été réalisés d'abord à la Station Totale (ST), puis au GPS RTK sur 6 transects dans 2 parcelles (3 transects par parcelle). Les techniques culturales pratiquées sur les deux parcelles sont différentes. La parcelle 1 est labourée, la parcelle 2 a subi un travail du sol pour le semis du froment. L'analyse de la variance est ensuite appliquée aux écarts d'altitude obtenus entre ST et GPS RTK pour estimer l'intervalle de variation dû à l'ameublissement du sol, tandis que la méthode de la décomposition en série chronologique est appliquée aux données GPS RTK pour estimer l'intervalle de variation dû à l'influence de la rugosité du sol. Ces intervalles de variation des altitudes dans les parcelles 1 et 2 sont respectivement [51 mm ; 57 mm], [-4 mm ; 4 mm] et [97 mm ; 113 mm], [-35 mm ; 23 mm]. Ces résultats montrent que l'exactitude des points de contrôle est influencée d'une part par l'état d'ameublissement du sol des parcelles, et d'autre part par leur rugosité. Nous pouvons en conclure que ces facteurs ont une influence non négligeable sur l'exactitude des points de contrôle localisés sur les parcelles agricoles. Cette influence devra être considérée dans l'évaluation de l'exactitude des modèles numériques de terrain des bassins versants agricoles.

Cet article est publié dans la revue BASE (Biotechnologie, Agronomie, Société et Environnement).

Références bibliographiques

- Biielders, C.L., Ramelot, C., Persoons, E., 2003. Farmer perception of runoff and erosion and extent of flooding in the silt-loam belt of the Belgian Walloon Region. *Environmental Science & Policy* 6(1), 85-93.
- Boardman, J., 2003. Soil erosion and flooding on the eastern South Downs, southern England, 1976–2001. *Transactions of the Institute of British Geographers* 28(2), 176-196.
- Boardman, J., 2010. A short history of muddy floods. *Land Degradation & Development* 21(4), 303-309.
- Boardman, J., Evans, R., Ford, J., 2003. Muddy floods on the South Downs, southern England: problem and responses. *Environmental Science & Policy* 6(1), 69-83.
- Boardman, J., Verstraeten, G., Biielders, C., 2006. *Muddy Floods, Soil Erosion in Europe*. John Wiley & Sons, Ltd, pp. 743-755.
- Cerdan, O., Le Bissonnais, Y., Govers, G., Lecomte, V., van Oost, K., Couturier, A., King, C., Dubreuil, N., 2004. Scale effect on runoff from experimental plots to catchments in agricultural areas in Normandy. *Journal of Hydrology* 299(1–2), 4-14.
- Cerdan, O., Souchère, V., Lecomte, V., Couturier, A., Le Bissonnais, Y., 2002. Incorporating soil surface crusting processes in an expert-based runoff model: Sealing and Transfer by Runoff and Erosion related to Agricultural Management. *CATENA* 46(2–3), 189-205.
- Evrard, O., Biielders, C.L., Vandaele, K., van Wesemael, B., 2007. Spatial and temporal variation of muddy floods in central Belgium, off-site impacts and potential control measures. *CATENA* 70(3), 443-454.
- Evrard, O., Vandaele, K., van Wesemael, B., Biielders, C.L., 2008. A grassed waterway and earthen dams to control muddy floods from a cultivated catchment of the Belgian loess belt. *Geomorphology* 100(3–4), 419-428.
- Fiener, P., Auerswald, K., 2006. Influence of scale and land use pattern on the efficacy of grassed waterways to control runoff. *Ecological Engineering* 27(3), 208-218.
- Gyssels, G., Poesen, J., Nachtergaele, J., Govers, G., 2002. The impact of sowing density of small grains on rill and ephemeral gully erosion in concentrated flow zones. *Soil and Tillage Research* 64(3–4), 189-201.
- Heritage, G.L., Milan, D.J., Large, A.R.G., Fuller, I.C., 2009. Influence of survey strategy and interpolation model on DEM quality. *Geomorphology* 112(3–4), 334-344.
- Huang, Z., Lees, B., 2005. Representing and reducing error in natural-resource classification using model combination. *International Journal of Geographical Information Science* 19(5), 603-621.
- Le Bissonnais, Y., Cerdan, O., Lecomte, V., Benkhadra, H., Souchère, V., Martin, P., 2005. Variability of soil surface characteristics influencing runoff and interrill erosion. *CATENA* 62(2–3), 111-124.
- Le Bissonnais, Y., Lecomte, V., Cerdan, O., 2004. Grass strip effects on runoff and soil loss. *Agronomie* 24(3), 129-136.
- Leys, A., Govers, G., Gillijns, K., Poesen, J., 2007. Conservation tillage on loamy soils: explaining the variability in interrill runoff and erosion reduction. *European Journal of Soil Science* 58(6), 1425-1436.
- Li, Z., 1991. Effect of check points on the reliability of DTM accuracy estimates obtained from experimental tests. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 57(10), 1333-1340.

- Oksanen, J., Sarjakoski, T., 2005. Error propagation of DEM-based surface derivatives. *Computers & Geosciences* 31(8), 1015-1027.
- Souchère, V., Cerdan, O., Dubreuil, N., Le Bissonnais, Y., King, C., 2005. Modelling the impact of agri-environmental scenarios on runoff in a cultivated catchment (Normandy, France). *CATENA* 61(2-3), 229-240.
- Souchère, V., King, C., Dubreuil, N., Lecomte-Morel, V., Le Bissonnais, Y., Chalat, M., 2003. Grassland and crop trends: role of the European Union Common Agricultural Policy and consequences for runoff and soil erosion. *Environmental Science & Policy* 6(1), 7-16.
- Stankoviansky, M., Minár, J., Barka, I., Bonk, R., Trizna, M., 2010. Investigating muddy floods in Slovakia. *Land Degradation & Development* 21(4), 336-345.
- Van Dijk, P.M., Kwaad, F.J.P.M., Klapwijk, M., 1996. Retention of water and sediment by grass strips. *Hydrological Processes* 10(8), 1069-1080.
- Verstraeten, G., Poesen, J., 1999. The nature of small-scale flooding, muddy floods and retention pond sedimentation in central Belgium. *Geomorphology* 29(3-4), 275-292.

Chapitre 2

Synthèse bibliographique : Le modèle numérique de terrain de haute résolution, ses erreurs et leur propagation

Synthèse bibliographique: Le modèle numérique de terrain de haute résolution, ses erreurs et leur propagation.

Le modèle numérique de terrain

Mohamar Moussa Ouédraogo ^(1,*), Aurore Degré ^(1,2), Charles Debouche ^(1,3)

^(1,*)Univ. Liège - Gembloux Agro-Bio Tech. Unité Systèmes Sol – Eau. Passage des Déportés,
2. B-5030 Gembloux (Belgique). Email : MohamarMoussa.Ouedraogo@ulg.ac.be. Tel:
081622241. Fax : 081622316

⁽²⁾Email: Aurore.Degre@ulg.ac.be.

⁽³⁾Email: Charles.Debouche@ulg.ac.be.

Synthèse bibliographique: Le modèle numérique de terrain de haute résolution, ses erreurs et leur propagation

High resolution digital terrain model, its errors and their propagation: a review

Le modèle numérique de terrain

Résumé: Le modèle numérique de terrain (MNT) est la représentation numérique de la topographie du terrain. C'est une pièce maîtresse permettant l'extraction de nombreux paramètres tels que la pente, les axes d'écoulement... Ces paramètres sont régulièrement utilisés comme outils de décision dans la gestion de l'environnement. Dès lors il est essentiel de générer des MNT exacts d'une part, et d'autre part de quantifier les erreurs persistantes malgré les corrections, et d'estimer leurs impacts sur les paramètres de décision. Cet article présente l'état des connaissances sur la génération de MNT de haute résolution spatiale (maille de dimensions valant ± 1 m). Les technologies d'acquisition des données altimétriques de haute densité (plusieurs points au m^2), ainsi que les méthodes de génération du MNT sont présentées et comparées. Les différentes erreurs du MNT ainsi que les méthodes utilisées pour les corriger sont abordées et discutées. Enfin, les méthodes utilisées pour propager les erreurs du MNT dans les applications SIG (système d'information géographique) sont évoquées.

Mots-clés. Modèle mathématique, topographie, relevé des données, mesures, photogrammétrie.

Abstract: Digital terrain model (DTM) is a numerical representation of terrain topography. It is of first interest, allowing the extraction of many parameters like slope, drainage network... These parameters are regularly used in environment management for decision making. Therefore, it is very important to generate reliable DEM and also to quantify remaining errors despite errors removal, and to estimate their impact on decision parameters. This article presents the state of knowledge for generating high resolution DEMs. Fine-resolution (several points/ m²) topographic data collection technologies are presented and compared. DEM errors and the methods used to remove them are highlighted and discussed. Finally, error propagation methods that are used to propagate errors through GIS (geographic information system) applications are presented.

Keywords. Mathematical model, topography, data collection, measures, photogrammetry.

1 Introduction

Le MNT est une représentation numérique et mathématique de l'altitude d'un point quelconque de la surface terrestre d'une zone géographique, dans un système référentiel bien défini. Même si le MNT représenté sous forme de triangles irréguliers présente certains avantages (Peucker et al., 1978), dans la grande majorité des cas, le MNT est représenté comme un ensemble de mailles régulières, caractérisée chacune par une valeur d'altitude, dans le but d'en faciliter la manipulation et le stockage en mémoire de l'ordinateur pendant les calculs. Le MNT reste l'une des plus importantes sources de données utilisées pour l'extraction de nombreux paramètres utilisés tels que la pente, la direction d'écoulement de l'eau, l'indice topographique... Cependant, il reste une représentation spatiale de la réalité. Selon Carter (1988), un MNT, même de meilleure exactitude, reste une approximation de la réalité du terrain. Par conséquent, il contient toujours des erreurs. Ces erreurs se propagent inévitablement dans les différentes applications qui l'utilisent, et peuvent influencer considérablement les résultats finaux (Huang & Lees, 2005; Oksanen & Sarjakoski, 2005). La génération d'un MNT nécessite l'acquisition de données spatiales soit sous forme de données altimétriques, soit sous forme de données photogrammétriques. Les moyens d'acquisition de ces données ont beaucoup évolué de nos jours et permettent d'acquérir des données de haute densité (plusieurs points/m²) sur des zones de plusieurs hectares. Dès lors il est d'une grande importance que nous nous intéressions de près à ces nouvelles technologies, ainsi qu'à l'analyse des erreurs des MNT qui en sont issus afin de les quantifier d'une part, et d'autre part d'identifier les méthodes permettant de les propager à travers une application.

Cet article passe en revue les différentes étapes de la génération d'un MNT adéquat pour l'extraction de différents paramètres géomorphométriques tels que la pente, la direction d'écoulement de l'eau.... L'accent est particulièrement mis sur les nouvelles méthodes d'acquisitions des données altimétriques de hautes densité qui permettent de générer des MNT de haute résolution spatiale¹ (maille de dimensions valant ± 1 m) dont la précision altimétrique est de quelques centimètres. Le MNT n'étant pas exempt d'erreurs, nous présentons également les méthodes existantes qui tentent de les propager afin d'analyser leurs impacts sur les résultats des multiples paramètres de décision qui en sont extraits.

2 Acquisition de données altimétriques et génération de MNT de haute résolution spatiale

Trois techniques d'acquisition de données spatiales nécessaires à la génération de MNT sont utilisées en topographie. Les techniques classiques de positionnement qui sont le tachéomètre électronique, la station totale et le récepteur GNSS (Global Navigation Satellite System) en mode différentiel, les techniques utilisant la technologie de la télédétection (il faut comprendre la télédétection dans sa définition la plus large, c'est-à-dire toute technique permettant l'acquisition d'informations spatiales sur un objet ou un phénomène par l'intermédiaire d'un capteur n'ayant pas de contact avec l'objet étudié (e. g. Interférométrie radar, photogrammétrie aéroportée ou satellitaire, LiDAR aéroporté ou terrestre, photogrammétrie à basse altitude utilisant les véhicules non pilotés tels que les microcoptères,

¹ La résolution spatiale du MNT fait référence à la taille de l'élément géométrique encore appelé « maille », utilisé pour modéliser la topographie du terrain.

les drones, les cerfs-volants...) et les techniques basées sur les informations cartographiques (Nelson et al., 2009). Seules les deux premières peuvent fournir des données de haute densité (plusieurs points/m²) dont la précision des coordonnées dans un système de référence cartographique est de quelques centimètres. Les techniques classiques de positionnement sont néanmoins très contraignantes lorsque la densité des données nécessaires à la génération du MNT est élevée sur une grande zone d'étude (Li et al., 2005). Une comparaison des données sources utilisées pour générer un MNT, faite par Nelson et al. (2009) montre clairement que par rapport aux autres techniques d'acquisition utilisant la technologie de la télédétection, les données obtenues par photogrammétrie et LiDAR sont celles qui permettent de produire un MNT de résolution spatiale valant quelques dizaines de centimètres avec une précision altimétrique de quelques centimètres. Li et al. (2005) vont plus loin dans la comparaison en considérant en plus de la précision des données, le temps d'acquisition, le cout et la taille du site de mesure (Tableau 1). Le LiDAR et la photogrammétrie apparaissent comme les techniques permettant d'obtenir des données altimétriques de haute densité (plusieurs points/m²) pour générer des MNT de haute résolution spatiale sur des zones de moyennes et grandes superficies.

Tableau 1 : Comparaison de plusieurs méthodes d'acquisition. – Comparison of various elevation acquisition methods (Li et al., 2005)

Acquisition method	Accuracy of data	Speed	Cost	Application domain
Traditionnal surveying	High (cm-m)	Very slow	Very high	Small areas
GPS survey	Relatively high (cm-m)	Slow	Relatively high	Small areas
Photogrammetry	Medium to high (cm-m)	Fast	Relatively low	Medium to large areas
Space photogrammetry	Low to medium	Very fast	Low	Large areas
InSAR	Low	Very fast	Low	Large areas
Radargrammetry	Very low (10 m)	Very fast	Low	Large areas
LiDAR	High (cm)	Fast	High	Medium to large areas
Map digitization	Relatively low (m)	Slow	High	Any area size
Map scanning	Relatively low (m)	Fast	Low	Any area size

2.1 Le LiDAR

2.1.1 Le principe

Le LiDAR (Light Detection And Ranging) est une technique utilisée en télédétection qui exploite les propriétés du laser (Light Amplification by Stimulated Emission of Radiation) pour déterminer les caractéristiques d'un objet distant. Un instrument de mesure utilisant le LiDAR comprend un émetteur, un récepteur de rayon laser, et un mécanisme permettant de modifier la trajectoire du rayon laser. Par rapport à un rayon lumineux quelconque, un rayon laser présente un niveau d'énergie, une fréquence et une longueur d'onde bien définis. Dès lors, la comparaison des rayons laser émis et reçu permet d'identifier les caractéristiques d'un objet.

Les techniques de mesure utilisant le LiDAR peuvent être classées en trois catégories (Heritage & Large, 2009) : les systèmes LiDAR par absorption différentielle utilisés pour mesurer les profils de concentration de gaz dans l'atmosphère, le « LiDAR Doppler » qui mesure la vitesse d'objets en mouvement, et les systèmes LiDAR utilisés pour déterminer le positionnement d'un objet en trois dimensions.

Le positionnement au LiDAR consiste à partir d'un scanner laser, à envoyer et recevoir un rayon laser sur une cible donnée à l'instar d'un tachéomètre électronique. Connaissant le temps mis par le rayon, de la cible jusqu'à la source, la distance (d) est mesurée ainsi que l'angle horizontal (φ) et vertical (θ) (Figure 1). Les coordonnées des points mesurés sont ainsi définies dans un repère dont l'origine coïncide avec la source du laser. Les coordonnées tridimensionnelles X , Y et Z sont ensuite calculées ($X= d.\cos \theta.\cos \varphi$; $Y= d.\cos \theta.\sin \varphi$; $Z= d.\sin \theta$). Le système opère à une si grande vitesse, qu'il permet l'acquisition des coordonnées de plusieurs dizaines voire centaines de milliers de points par seconde.

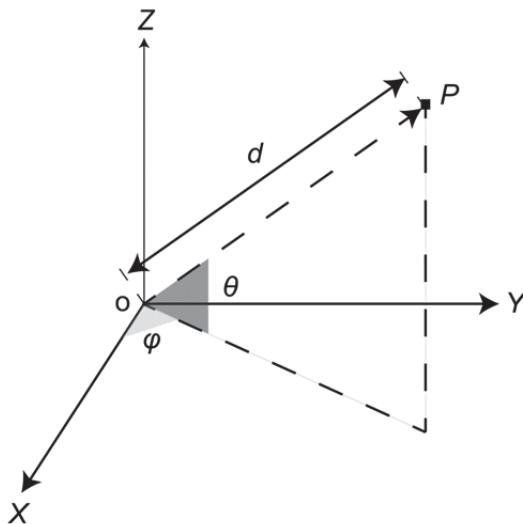


Figure 1 : Mesure des coordonnées sphériques (d , φ , θ) des points – Spherical coordinates measurement (Landes & Grussenmeyer, 2011).

Dans la littérature, les scanners utilisés pour le positionnement sont classés en fonction de leur principe de mesure de distance. Les trois grandes catégories sont les scanners laser à impulsion, les scanners laser à mesure de différence de phase et les scanners laser à triangulation. Seulement les deux premières catégories peuvent être utilisées pour l'acquisition de données altimétriques car leur portée est de plusieurs dizaines de mètres. Les lasers à triangulation sont surtout utilisés pour modéliser des objets de petites tailles. Landes & Grussenmeyer (2011) ont comparé les scanners laser à impulsion et à mesure de différence de phase. Si la cadence de mesure des lasers à impulsion est faible par rapport à celle des scanner laser à différence de phase, ils présentent l'avantage de disposer d'une portée pouvant atteindre 2,000 m, ce qui peut s'avérer très positif pour des mesures d'acquisition de données altimétriques car le nombre de stations nécessaires pour couvrir une zone d'étude donnée (en statique) peut être réduit de manière conséquente.

De nos jours, les systèmes LiDAR ont la capacité de recevoir un retour multiple du signal émis (tous les systèmes n'en sont pas dotés); et en général le système enregistre le premier et le dernier retour du signal (Mallet & Bretar, 2009). Ce qui fait du LiDAR une méthode bien adaptée pour analyser la structure des végétations ou pour déterminer le MNT sous un couvert forestier car le dernier retour est celui considéré comme renvoyé par le sol. Ce qui n'est pas toujours le cas lorsque la végétation est très dense.

2.1.2 Les plateformes de mesures utilisées

Le LiDAR aéroporté/hélicopté

Ces dernières années, le LiDAR (Light Detection And Ranging) aéroporté/hélicopté (LiDARa) a été utilisé comme méthode d'acquisition des données altimétriques pour générer

des MNT (Bater & Coops, 2009; Li et al., 2011; Hladik & Alber, 2012). Le système est composé d'une source de lumière (laser), d'un récepteur GNSS et d'une centrale inertielle. Il consiste à envoyer à partir de la source S (embarquée à bord d'un avion ou un hélicoptère) le rayon laser vers une cible C (e.g. le sol ou le sur-sol); et à déterminer la distance S-C, connaissant le temps de parcours du laser pour revenir vers C (Wehr & Lohr, 1999). A partir des données GPS et inertielles, les coordonnées de la cible sont alors facilement déterminables. Le fait d'embarquer le système dans un hélicoptère permet d'augmenter la densité des points dans des zones spécifiques du site étant donné que sa vitesse peut être nulle. Le système peut permettre ainsi l'acquisition des coordonnées de 5,000 à 10,000 points par seconde (Nelson et al., 2009). La précision des coordonnées acquises avec le LiDARa dépend de la hauteur de vol. En général les erreurs sont estimées autour de 15 cm en altimétrie et 50 à 100 cm en planimétrie (Huising & Gomes Pereira, 1998; Smith, 2005). Une précision altimétrique inférieure à 15 cm est atteignable si la hauteur de vol est inférieure à 1200 m ; elle est inférieure à 25 cm par contre si la hauteur de vol est comprise entre 1200 et 2500 m (Brinkman & O'Neill, 2000). Une comparaison complète faite par Baltsavias (1999) montre que pour une grande partie des applications, le LiDARa est la technologie la mieux adaptée pour l'acquisition des données. La haute densité des points ainsi que la qualité des coordonnées fournies par le LiDARa ont amené certains auteurs (e. g. Nelson et al., 2009), à affirmer que le LiDARa sera la méthode idéale d'acquisition des données dans les prochaines années. Plusieurs pays (e.g. Belgique, Pays-Bas, Suisse, France) disposent de telles données sur leur territoire. Cela est sans doute dû à son cout d'acquisition qui reste son principal désavantage sur de petites surfaces. De plus, depuis quelques années, d'autres méthodes plus adaptées pour des superficies de quelques hectares se sont développées, notamment le LiDAR terrestre (LiDARt) et la photogrammétrie à basse altitude utilisant les véhicules non pilotés.

Ces méthodes ne sont pas à l'heure actuelle des alternatives au LiDARa qui reste très adaptées pour couvrir de grandes superficies. Elles permettent surtout l'acquisition de données altimétriques de grande densité (plusieurs points/m²) avec une précision de quelques centimètres sur des petites zones. Elles présentent l'avantage d'être beaucoup plus abordables et flexibles que le LiDARa en permettant d'atteindre des précisions planimétriques et altimétriques de quelques centimètres (Tahar & Ahmad, 2012).

Le LiDAR terrestre

Le LiDARt peut être fixe (scanner laser statique) ou mobile (scanner laser dynamique); dans ce dernier cas il est alors accompagné des mêmes composantes que le LiDARa i. e. une centrale inertielle et un récepteur GNSS. Une comparaison des deux systèmes faite par Goulette (2009) dans le cadre d'acquisition de données sur une portion urbaine montre que le système dynamique (Plateforme montée sur un véhicule dont la vitesse d'avancement est de 9 km/h) est plus rapide d'un facteur 10. Même si les besoins sont très forts sur le marché, cette étude souligne que les systèmes dynamiques ne répondent que partiellement aux besoins sur la précision des données car celle-ci dépend fortement du système de localisation qui a du mal à garantir une bonne précision des trajectoires du véhicule du fait des multi-trajets, des corridors urbains, des arbres...

Guarnieri et al. (2009) ont utilisé un scanner à impulsion (Leica HDS 3000) pour l'acquisition des données altimétriques (10 points/m²) dans une zone marécageuse de 3500 m² occupée par des arbustes dont la hauteur variait de 0.3 à 1 m. Malgré la présence de végétation, leurs résultats montrent que la création d'un MNT de 1 m x 1 m de résolution spatiale est possible, avec un RMSE (Root Mean Square Error) de 3 cm (en condition de

végétation peu dense) et une erreur moyenne de 2 cm. Tout récemment, des données LiDARt issues d'un scanner à impulsion (Leica ScanStation) d'une densité de plus ou moins 10 points/m² ont été utilisées par Coveney et al. (2010) comme données de validation d'un MNT de 10 m x 10 m généré à partir de photographies aériennes. Après avoir généré un MNT de 1 m x 1 m de résolution spatiale avec les données LiDARt, leurs résultats montrent que 95 % des erreurs altimétriques sont inférieures à ± 27 cm. Quant à Perroy et al. (2010), en comparant le MNT généré à partir de données LiDARt (acquises en utilisant un LiDARt à impulsion qui est le Riegl LMS-Z420i) avec des levés réalisés à la station totale, ils montrent que le LiDARt surestime les altitudes avec une erreur moyenne de -18 cm et un écart-type de 47 cm. En fonction des conditions, la qualité des données altimétriques obtenues à partir du LiDARt peut donc considérablement varier. Cela est principalement dû aux multiples sources d'erreurs auxquelles l'utilisateur doit prêter attention lors de la réalisation. Cinq erreurs ont été identifiées par Coveney & Fotheringham (2011). Il s'agit des erreurs de positionnement des points de control (< 3 cm), des erreurs se produisant lors de la fusion des nuages de points (< 4 cm), des erreurs de géoréférencement (< 5 cm), des erreurs sur les positions du scanner et des cibles (~5 cm), et des erreurs causées par la présence de végétations (~38 cm). L'erreur la plus importante semble donc être causée par la présence de végétation sur la zone d'étude. De plus, cette erreur est d'autant plus importante que l'angle d'incidence (angle entre l'horizontal et la direction du laser) du laser est faible (Kersten et al., 2008). Cela étant principalement dû à la direction rasante du laser lorsque l'angle d'incidence est réduit. Une autre source d'erreur mise en évidence par Kersten et al. (2008) ainsi que Herbin (2012) est la non verticalité de l'axe du scanner pendant toute la durée de l'opération de mesure. En fonction des caractéristiques de la zone d'étude, le matériel sera plus ou moins stable. On imagine bien que la stabilité sera différente sur un sol labouré ou un sol compacté. La haute

densité (centaines de points/m²) des données productibles avec le LiDARt en fait un outil de choix pour la modélisation de la microtopographie du sol. Plusieurs études ont ainsi généré des MNT de quelques millimètres de résolution spatiale à partir de données LiDARt (Eitel et al., 2011; Smith et al., 2011; Barneveld et al., 2013).

2.1.3 Génération de MNT à partir de données LiDAR

Selon Li et al. (2005), avant de générer un MNT à partir d'un nuage de points obtenus sur un site, l'utilisateur doit choisir les critères qui lui permettront d'obtenir le MNT adéquat. En fonction de l'objectif visé, l'utilisateur choisira un critère basé sur la nature de l'élément géométrique utilisé et un critère basé sur le type de données sources. Dans le premier cas, 4 choix sont possibles: la représentation basée sur un élément géométrique de type "point", la modélisation basée sur un élément surfacique triangulaire, la modélisation basée sur un élément surfacique de type rectangulaire, et la modélisation utilisant simultanément des éléments surfaciques de type triangulaire et rectangulaire. Dans le second cas, la génération peut utiliser directement (par exemple construction de mailles triangulaires directement à partir des points mesurés) ou indirectement (utilisation d'une méthode d'interpolation pour créer des mailles régulières à partir des points mesurés) les points originaux.

La modélisation basée sur un élément géométrique de type point consiste à faire correspondre à chaque point mesuré sur le site d'intérêt, un élément surfacique dont l'élévation correspond à l'altitude du point. Le MNT obtenu se représente alors comme une succession de surfaces planes régulières ou non. La difficulté d'une telle approche se situe au niveau de la définition des limites des éléments surfaciques. La représentation est rendue

facile avec des surfaces régulières modélisées en utilisant le diagramme de Voronoi pour caractériser la zone d'influence de chaque point.

La modélisation basée sur un élément surfacique triangulaire consiste à représenter le MNT par un ensemble de triangles continus dont les sommets correspondent aux points mesurés sur le site. Etant donné que le triangle constitue un élément surfacique élémentaire, cette approche peut être envisagée quel que soit l'organisation spatiale des points. Les triangles peuvent être réguliers ou irréguliers. L'utilisation de triangles irréguliers est l'approche la plus répandue car les triangles peuvent être générés directement par triangulation à partir du nuage de points obtenu sur le site (Akima, 1978).

La modélisation basée sur un élément surfacique rectangulaire consiste à représenter le MNT par un ensemble de mailles rectangulaires. Pour des raisons de simplicité, la maille carrée est utilisée en pratique. L'altitude du centre de chaque maille peut être calculée directement par interpolation à partir des points mesurés, ou indirectement à partir de triangles obtenus par triangulation (Li et al., 2005). L'utilisation d'une maille rectangulaire présente l'avantage de rendre plus facile la génération du MNT et l'extraction de paramètres géomorphométriques (Hengl & Evans, 2009). Cependant, l'utilisation d'une maille carrée pour modéliser un terrain complexe avec des ruptures de pente donne un résultat insatisfaisant comparé aux résultats d'une méthode utilisant un élément surfacique triangulaire. Dès lors ce dernier est plutôt utilisé pour modéliser efficacement (meilleure représentation visuelle) le sursol (arbres, bâtiments...) (Hengl & Evans, 2009).

Après une campagne de mesures la densité des données LiDAR est rarement constante sur l'entièreté du site. Plusieurs raisons en sont la cause. Tout d'abord, les conditions de mesures peuvent entraîner une variabilité de la densité des points et certaines régions

(quelques mètres carrés) peuvent n'avoir pas été balayées par le rayon laser. De plus, la présence de bâtiments, de végétations sur le site... agit comme un obstacle qui empêche le rayon laser d'atteindre le sol (Heritage & Large, 2009). Dans le cas où uniquement l'altitude des points au sol importe (MNT), l'utilisation d'algorithmes et des traitements manuels permettent la suppression des données. Dans ce dernier cas, la superposition des données à des orthophotographies est nécessaire. Quel que soit la cause, la création du MNT nécessite de combler l'information altimétrique dans ces régions en utilisant une méthode d'interpolation.

En géostatistique, l'interpolation consiste à prédire la valeur d'une variable en un point donné en se basant sur les valeurs observées de cette variable sur un nombre déterminé de points localisés dans la zone d'intérêt (Burrough & McDonnell, 1998; Emery & Arnaud, 2000). Ce principe peut être appliqué dans la création d'un MNT lorsqu'il s'agit de déterminer l'information altimétrique manquante. Dans ce cas, la variable d'intérêt est l'altitude, et le MNT est généré en estimant l'altitude des points localisés sur une grille régulière à partir d'un ensemble de points dont les coordonnées sont connues. Selon Webster & Olivier (2007) la plupart des méthodes d'interpolation utilisent l'équation 1 pour prédire la valeur de la variable :

$$Z^*(u_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(u_i) \quad (\text{Équation 1})$$

Avec Z^* l'estimateur au point u_0 de la variable d'intérêt, Z est la variable aléatoire dont la valeur est connue au point u_i , λ_i est le poids assigné au point observé i , et n représente le nombre total de points observés. Il existe de nombreuses méthodes d'interpolation et chacune se distingue par l'application d'une condition qui la définit e.g. des

conditions géostatistiques, des conditions locales, des conditions de lissage et de tension... (Mitas & Mitasova, 1999). Le plus souvent, une méthode d'interpolation sera qualifiée de globale ou locale, d'exacte ou inexacte, et de déterministe ou stochastique. Une méthode est dite globale si elle utilise toutes les valeurs observées de la variable sur la zone d'intérêt pour prédire la valeur estimée tandis qu'elle est considérée comme locale si elle n'utilise que les valeurs observées localisées dans le voisinage du point où la variable est estimée. La méthode est exacte si les valeurs observées de la variable sont également celles estimées par la méthode ; tandis qu'elle sera considérée comme inexacte dans le cas contraire. Contrairement aux méthodes déterministes, les méthodes stochastiques considèrent la valeur estimée de la variable comme une réalisation parmi d'autres (Burrough & McDonnell, 1998; Mitas & Mitasova, 1999). Elles incluent donc la notion de probabilité. Une autre classification plus générale adoptée par Li & Heap (2011) considère trois catégories qui sont : les méthodes géostatistiques, les méthodes non-géostatistiques, et les méthodes combinant les deux techniques. Ils subdivisent les méthodes géostatistiques en méthodes univariées et multivariées. Les méthodes multivariées utilisent des informations exogènes (e.g. des coordonnées planimétriques x et y des points mesurés) en plus des valeurs observées de la variable altimétrique pour réaliser une estimation. Une description détaillée, ainsi qu'une comparaison des différentes méthodes déterministes et géostatistiques sont données dans Li & Heap (2008).

L'utilisation des méthodes d'interpolation pour créer un MNT a fait l'objet de beaucoup de recherches car cette condition a longtemps été une nécessité pour la génération de MNT à partir de données peu denses (< 1 point/ m^2). Cependant depuis l'apparition des méthodes d'acquisition des données à haute densité (e.g le LiDARt), d'autres méthodes ont été utilisées pour générer un MNT à partir de nuages de points très denses (Guarnieri et al., 2009;

Coveney et al., 2010). La méthode utilisée consiste à définir une fenêtre f , carrée, de côté fixe R (qui correspondra à la résolution spatiale du MNT créé), et à la mouvoir sur une grille de taille $m \times n$ mailles, et de pas R . A chaque position ij de f (correspondant à la maille ij), il est alors possible de sélectionner les points du nuage localisés sur la fenêtre. Ensuite la valeur altimétrique de la maille est déterminée comme une fonction des valeurs altimétriques des points sélectionnés. La fonction utilisée dépendra des objectifs de l'utilisateur. Guarnieri et al. (2009) ainsi que Coveney & Fotheringham (2011) et Coveney et al. (2010) ont utilisé la fonction minimum car leur objectif était de déterminer la valeur altimétrique minimale sur un terrain occupé par des cultures. Leur approche assure ainsi une probabilité plus élevée que le point sélectionné soit sur le sol et non sur les cultures. Pour identifier la taille optimale de R , Guarnieri et al. (2009) ont utilisé des points de contrôle levés au GPS. Ils montrent qu'une valeur de R égale à 1 m est optimale car les erreurs calculées comme étant la différence entre la valeur altimétrique minimale et la valeur altimétrique obtenue au GPS sont minimales. D'autres fonctions peuvent également être utilisées telles que la moyenne, le maximum, le quantile... Certaines de ces fonctions sont disponibles dans la plupart des logiciels de SIG.

2.2 La photogrammétrie

2.2.1 Le principe

La photogrammétrie est une technique qui permet d'extraire un MNT à partir de couples d'images stéréoscopiques (obtenus par exemple à partir des satellites, d'avions, d'hélicoptères, ou de véhicules non pilotés) d'une zone d'étude (Hirano et al., 2003). Le principe est basé sur la reconstruction en 3 dimensions d'un objet à partir de la superposition de deux images planes du même objet, perçu sous des angles différents à l'instar de la vision

humaine (Aber et al., 2010). L'extraction se fait de manière automatique en utilisant des algorithmes, ce qui nécessite des images numérisées. Ces dernières sont obtenues soit directement en utilisant un appareil photographique numérique, ou via une numérisation d'images analogiques. Dans ce dernier cas, l'utilisation de scanners est essentielle. Cependant pour obtenir des MNT de bonne exactitude, il est nécessaire de réaliser une bonne calibration de l'appareil numérique, ou d'utiliser des scanners de haute performance afin de minimiser la distorsion des images (Lane et al., 2000). Selon Fabris & Pesci (2005), l'extraction d'un MNT par photogrammétrie peut être résumée en trois étapes : l'orientation interne, l'orientation externe, et l'extraction des points. L'orientation interne consiste à déterminer le référentiel lié à l'image produite par l'appareil photographique. Par conséquent certains paramètres importants sont calculés. Il s'agit de la distance focale, des paramètres permettant de modéliser la distorsion de la lentille, et de la position du point principal (Aber et al., 2010). Le point principal est l'intersection entre l'axe optique et le plan d'impression de l'image.

L'orientation externe consiste à déterminer les coordonnées (e.g. X , Y , Z dans un système de référence local), ainsi que les angles de rotation ω , ϕ , κ de l'appareil photographique par rapport respectivement aux axes du système de référence local au moment de la prise de vue. Ces paramètres peuvent être déterminés en utilisant un GPS et une centrale inertielle embarqués. Cependant, un tel système peut être lourd pour les VNP dont l'utilisation comme méthode d'acquisition de couples stéréoscopiques est de plus en plus répandue (Aber et al., 2010). En plus, l'exactitude du GPS embarqué à bord des VNP est souvent insatisfaisante (Küng et al., 2011). C'est principalement pour ces raisons que la méthode la plus utilisée pour réaliser l'orientation externe consiste à utiliser des points de contrôle levés dans le système de référence local (Aber et al., 2010). Les points de contrôle doivent être matérialisés sur le sol avant l'opération d'acquisition des images car ils doivent être visibles

sur celles-ci. L'exactitude des points de contrôle est cruciale pour obtenir un MNT de bonne exactitude. Pour des images de quelques centimètres de résolution (taille des pixels), il est essentiel d'utiliser des points de contrôle très précis, levés par exemple en utilisant une station totale (Aber et al., 2010). En théorie 3 points de contrôle sont suffisants pour déterminer les paramètres de l'orientation externe d'une image. Cependant en pratique, l'orientation externe est réalisée simultanément pour l'ensemble des couples d'images stéréoscopiques. Cet ensemble d'images est qualifié de bloc d'images et ne nécessite en théorie que quelques points de contrôle pour être orienté. La méthode la plus utilisée pour l'orientation externe est l'ajustement de faisceaux² (Aber et al., 2010). Le faisceau désigne le segment de droite reliant un point d'attache (points identifiables sur deux ou plusieurs images) ou un point de contrôle sur le sol et son image. L'ajustement de faisceaux consiste à réaliser une orientation des images les unes par rapport aux autres grâce aux points d'attache, et ensuite à déterminer les paramètres de l'orientation externe (coordonnées X , Y , Z et orientations ω , ϕ , κ de chaque image) et les coordonnées des points d'attache et de contrôle, de telle sorte à minimiser la somme des écarts des faisceaux par rapport aux points d'attache et aux points de contrôle. Il existe différentes méthodes d'identification des points d'attaches. Une énumération détaillée se trouve dans (Fabris & Pesci, 2005).

² En anglais : « bundle-bloc ».

2.2.2 Les plateformes de mesures utilisées

La photogrammétrie aéroportée/hélicoptérée

Elle consiste à équiper un avion ou un hélicoptère d'un appareil photographique digital et à réaliser plusieurs couples d'images stéréographiques de la zone d'intérêt. Le système embarque également une centrale inertielle et un récepteur GNSS qui permettent de déterminer les coordonnées ainsi que l'orientation des photographies. L'obtention d'un MNT de haute résolution spatiale avec des précisions planimétrique et altimétrique centimétriques est cependant conditionnée par l'échelle des photographies (1/30000 à 1/2000) et la prise de vue « selon l'axe verticale » des photographies (Henry et al., 2002).

Pendant des décennies la photogrammétrie aéroportée a été utilisée dans de nombreuses études pour acquérir des données altimétriques. Mais ces dernières années certaines études l'ont décommandé comme moyen d'acquisition des données altimétriques de haute densité du fait de la faible qualité des photographies par rapport à d'autres sources de données (Gooch et al., 1999; Henry et al., 2002; Fabris & Pesci, 2005). Cependant les récentes études de Höhle (2009) et de Dehvari & Heck (2012) montrent qu'avec les nouveaux appareils photographiques digitaux et les nouveaux algorithmes de traitement, la qualité des MNT générés à partir des photographies aériennes se trouve beaucoup améliorée.

La photogrammétrie à basse altitude utilisant des véhicules non pilotés (VNP³)

La photogrammétrie aérienne à basse altitude utilisant des VNP consiste à équiper un véhicule d'un appareil photo à l'instar de la photogrammétrie classique, et à réaliser des photographies aériennes à très basse altitude (généralement inférieure à 1 km). Le système peut être semi-autonome ou complètement autonome (Eisenbeiss, 2009). Cependant, de nos jours les fabricants ont réussi à mettre en place des systèmes à fonctionnements complètement automatisés car la manipulation du véhicule est loin d'être simple (Verhoeven, 2009). Plusieurs types de VNP sont utilisés pour réaliser les photographies à basse altitude. On peut citer de manière non exhaustive les parapentes motorisés (Jütte, 2008), les dirigeables (Gonzalez-Aguilera & Gomez-Lahoz, 2009), les cerfs-volants (Aber et al., 2002), les ballons (Fotinopoulos, 2004), les VNP à voilure rotative (Zhang, 2008; Niethammer et al., 2010), les VNP à voilure fixe (Haala et al., 2011; Küng et al., 2011). Actuellement les modèles les plus commercialisés sont surtout les VNP à voilure tournante et les VNP à voilure fixe. Certaines compagnies ont développé des systèmes complètement autonomes permettant à un utilisateur non expérimenté de pouvoir les utiliser. La majorité de ces produits sont à très faible coût par rapport à la photogrammétrie classique (Eisenbeiss, 2009). Les photographies aériennes peuvent alors être utilisées pour créer des orthophotos, des modèles numériques de surfaces (MNS), des MNT. Cependant l'un des problèmes majeurs des VNP est l'absence à leur bord d'un système de communication qui permettrait à l'autorité locale du trafic aérien de détecter leur présence (Eisenbeiss, 2009). Par conséquent, les vols de VNP sont contrôlés, et leur utilisation nécessite souvent des certificats de vols. Plusieurs études menées ces dernières

³ Par VNP il faut comprendre un véhicule piloté de manière semi-automatique ou automatique, fonctionnant sans un pilote assis à l'intérieur de celui-ci.

années ont montré que des MNT/MNS de haute résolution spatiale (dimensions de la maille \leq 1 m) et de précision altimétrique de quelques centimètres sont productibles à partir des images aériennes à basse altitude (Schiefer & Gilbert, 2007). Eisenbeiss & Zhang (2006) ont utilisé un LiDARt (Riegl LMS-Z420i) et un VNP à voilure rotative pour produire respectivement des MNS de 5 cm et 10 cm de résolution spatiale du site archéologique classé Pinchango Alto. Leurs résultats montrent que les données LiDARt sont limitantes lorsque la topographie du lieu présente des « trous » ; car ceux-ci ne sont pas « perçus » par le laser. Quant aux données VNP, ce sont plutôt les structures verticales qui sont mal représentées. Cependant, la comparaison des deux modèles montre une différence altimétrique moyenne inférieure à 1 cm, et un écart-type de 6 cm. Un si grand écart-type est expliqué par les auteurs comme étant dû au changement brusque de pentes dans certaines parties du site. Malheureusement cette étude ne donne pas des résultats relatifs à une comparaison par rapport à des données de référence telles que des données GPS en mode RTK (Real Time Kinematic). Cette comparaison est faite par Vallet et al. (2011) avec des données LiDARa et des données obtenues à partir de photographies réalisées avec le Swinglet (Figure 2A). En plus, ils ont expérimenté les résultats de deux MNSs générés à partir de deux logiciels commerciaux de traitements de données photogrammétriques: Pix4D (<http://www.pix4d.com>) et SocetSet NGATE (<http://www.socetxp.com>). Leurs résultats montrent des différences moyennes par rapport aux données altimétriques GPS de 0,7 cm (LiDARa), 4,7 cm (Pix4D) et 11 cm (SocetSet NGATE) ; et des écarts-types respectifs de 4 cm, 9,5 cm, et 26,7 cm. Les données LiDARa ont une meilleure exactitude. Nous pouvons remarquer qu'il existe une différence significative entre les résultats obtenus à partir des deux logiciels commerciaux. La différence altimétrique moyenne obtenue à partir de NGATE est deux fois supérieure à celle obtenue à partir de Pix4D. L'écart-type obtenu avec NGATE est 3 fois supérieur à celui obtenu avec

Pix4D. La méthode de traitement des données a donc un impact non négligeable sur l'exactitude du MNT. Küng et al. (2011) ont également utilisé le Swinglet pour l'acquisition de photographies aériennes à basse altitude. Ils montrent que l'exactitude des données altimétriques est dépendante de la taille des pixels et qu'elle varie entre 2 cm et 20 cm, et elle est supérieure lorsque la texture des images n'est pas appropriée, et lorsque la zone présente des discontinuités. Ils soulignent qu'une telle exactitude n'est atteinte qu'à condition d'utiliser des données GPS RTK positionnées indépendamment sur la zone d'étude comme information de géoréférencement et pas les données fournies par le GPS embarqué sur VNP.

2.2.3 Génération de MNT en photogrammétrie

Après l'acquisition des photographies aériennes l'étape suivante consiste à déterminer l'altitude de chaque pixel. Pour un pixel donné sur une image, il s'agit de déterminer le pixel homologue sur l'image avec laquelle un couple stéréoscopique est définissable. Les algorithmes de mise en correspondance peuvent être classés en deux principaux groupes : les algorithmes de type « area-based » et les algorithmes de type « feature-based » (Fabris & Pesci, 2005; Aber et al., 2010; Gruen, 2012). Les algorithmes qualifiés de « area-based » utilise une fenêtre centrée sur chaque pixel, et réalisent la mise en correspondance par comparaison de l'information (e.g. niveau de gris) disponible au niveau des pixels de la fenêtre (Gruen, 2012). Les algorithmes de type « feature-based » réalisent la mise en correspondance en deux étapes. Une première étape permet de déterminer les formes caractéristiques présentes dans la première image. Ces formes sont principalement dues à la variation d'intensité dans l'image. Ensuite une deuxième étape consiste à réaliser la comparaison des formes caractéristiques avec celles de la deuxième image. Cette approche

considère que les caractéristiques de l'image sont moins variables d'une image à l'autre (Gruen, 2012). Cependant, certaines informations peuvent être perdues après la première étape; toute l'information n'est donc pas exploitée, ce qui est un désavantage. La qualité du MNT extrait à partir d'un modèle stéréoscopique dépend principalement de la nature de la surface modélisée, des caractéristiques propres aux images utilisées telles que le contraste et le niveau de bruit, et des paramètres propres aux algorithmes (Aber et al., 2010; Gruen, 2012).

Les algorithmes de type « area based » sont les plus utilisés en photogrammétrie (Gruen, 2012). Ils considèrent l'hypothèse que la distance séparant chaque pixel localisé dans la fenêtre et l'appareil photographique est constante ; ce qui n'est pas vérifié sur des terrains inclinés ou avec des variabilités topographiques importantes. Certains auteurs ont proposé différentes améliorations (e.g. Zabih & Woodfill, 1994; Hirschmüller et al., 2002; Scharstein & Szeliski, 2002) tout en gardant l'approche « fenêtre ». D'autres auteurs tel que Hirschmuller (2008) considèrent qu'il faut abandonner l'approche « fenêtre » et utiliser une comparaison pixel par pixel. L'algorithme « semi global matching » proposé par Hirschmuller (2008) tient compte également de l'écart radiométrique (dû par exemple à l'effet de vignette, au temps d'exposition,...) pouvant exister entre deux images stéréoscopiques. Ses performances ont été évaluées de manière satisfaisante (précision altimétrique de 15 cm et une résolution spatiale de 5 cm) par Gehrke et al. (2010) qui ont comparé un MNT généré en utilisant le « semi-global matching », et un MNT généré à partir de données LiDAR. Le désavantage de l'algorithme « semi-global matching » est son temps de calcul élevé lorsque le nombre de photographies aériennes est important (e.g. en photogrammétrie utilisant un VNP). Cette contrainte devient inexistante lorsque le calcul est implémenté sur un GPU (Graphical Processing Unit).

3 Les erreurs du MNT

Les sources d'erreurs du MNT sont variées et incluent principalement l'exactitude des points de contrôle, la densité et la distribution des données sources, la situation géographique de la zone d'étude, les méthodes utilisées pour générer le MNT, et la microtopographie de la zone d'étude (Li, 1991; Heritage et al., 2009). Pike (2002) identifie trois types d'erreurs (différence entre la valeur altimétrique d'une maille et la valeur réelle observable sur le terrain) dans les MNT. Les erreurs systématiques, les erreurs aléatoires et les fautes. Les erreurs systématiques résulteraient du processus de génération du MNT et peuvent être éliminées ou réduites si leurs sources sont identifiées. Les fautes résulteraient des erreurs commises lors de la collecte des données. Elles sont identifiables et éliminées normalement pendant les phases de traitement des données avant leur utilisation. Les erreurs aléatoires du MNT sont cependant inévitables. Selon Aguilar et al. (2010), en condition de zones dégagées, l'erreur sur un MNT peut se calculer via la variance donnée par l'équation 2.

$$\sigma_{total}^2 = \sigma_{SDE}^2 + \sigma_{gridding}^2 + \sigma_{filtering}^2 \quad (\text{Équation 2})$$

σ_{total}^2 exprime l'erreur verticale dans le MNT, σ_{SDE}^2 exprime l'erreur aléatoire due à l'acquisition des données, $\sigma_{gridding}^2$ exprime l'erreur due à l'interpolation, et $\sigma_{filtering}^2$ exprime l'erreur due au processus de traitement des données. Cependant sur une zone dégagée, ils considèrent que $\sigma_{filtering}^2$ peut être négligée due à l'absence d'objets endogènes. $\sigma_{gridding}^2$ peut également être négligée si la densité des points acquis est suffisamment élevée, ce qui est le cas si l'on utilise le LiDAR ou un VNP. Dans ce cas la variance totale est calculée en utilisant un nombre suffisant de points de contrôle levés sur le terrain avec une précision meilleure que celle des données utilisées pour générer le MNT.

Cependant, le RMSE⁴ (Équation 3) reste le paramètre utilisé pour quantifier les erreurs d'un MNT. En plus de ce dernier il est intéressant parfois d'estimer également l'erreur moyenne et l'écart-type des erreurs. Les MNT produits à partir des données altimétriques contiennent toujours des observations aberrantes même si elles ont fait l'objet de traitement. Une manière de supprimer les observations aberrantes est d'appliquer un filtre sur les données. L'un des filtres les plus utilisés se base sur le calcul initial du RMSE (Höhle & Potuckova, 2006). Alors, toute erreur supérieure à trois fois le RMSE est considérée comme anormale et dès lors l'altitude correspondante est remplacée par une valeur estimée à partir des altitudes des mailles voisines. Une autre approche pour éliminer les observations aberrantes, définie par (Daniel & Tennant, 2001), considère à la place du RMSE, l'écart-type des données altimétriques initiales. Cette dernière méthode sera surtout utilisée lorsqu'il n'existe pas de points de contrôle ou lorsque leur acquisition est rendue difficile par l'inaccessibilité de la zone d'étude. C'est principalement le cas lorsque la zone d'étude se retrouve en zone forestière. Les erreurs sont d'autant plus importantes que la zone d'étude se situe en milieu non ouvert, comme dans des forêts ou des zones endogènes. Leur normalité n'est donc pas toujours acceptée.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_1^n \Delta h_i^2} \quad (\text{Équation 3})$$

Avec Δh la différence d'altitude entre un point de contrôle dont l'altitude est mesurée avec un récepteur GNSS, et la maille correspondante sur le MNT.

⁴ Root Mean Square Error

Pour identifier les observations aberrantes, Felicisimo (1994) propose de comparer la valeur altimétrique de la maille avec celle estimée à partir de ses voisines. Il définit ainsi pour la maille i une valeur $\delta_i = z_i^{MNT} - \hat{z}_i$, où z_i^{MNT} est l'altitude de la maille i après création du MNT et \hat{z}_i est l'altitude de la maille i , estimée à partir de l'altitude de ses voisines. En considérant δ comme une variable aléatoire, il est possible de déterminer $\bar{\delta}$ et s_δ qui sont respectivement la moyenne et l'écart-type. En faisant l'hypothèse que δ a une distribution normale, Felicisimo (1994) réalise un test qui permet d'accepter ou de rejeter l'appartenance de δ_i à la distribution normale $N(\bar{\delta}, s_\delta)$. Le test proposé est un test de Student puisqu'il est appliqué individuellement à chaque valeur δ_i (Dagnelie, 2006). L'hypothèse nulle est $H_0 : \delta_i = \bar{\delta}$ (hypothèse alternative $H_1 : \delta_i \neq \bar{\delta}$). La valeur $t_i = \frac{|\delta_i - \bar{\delta}|}{s_\delta}$ est calculée et comparée à la valeur critique $t_{\alpha, \infty}$. Selon Felicisimo (1994) la valeur de α doit être choisie la plus faible possible pour détecter uniquement les valeurs élevées de δ_i . Cependant une valeur élevée n'indique pas nécessairement une erreur mais cela peut être considéré comme une alarme. \hat{z}_i peut être estimé tout simplement comme la moyenne des altitudes des mailles voisines (Felicisimo, 1994), ou en utilisant un estimateur plus complexe comme le krigeage, ce qui permet de tenir compte de la variabilité spatiale du terrain (Hengl et al., 2004). La valeur de \hat{z}_i est influencée par le nombre de mailles voisines considérées. En général des fenêtres de 3X3 ou 5X5 centrées sur la maille i sont utilisées (Hengl et al., 2004); ce qui implique un nombre de mailles voisines valant respectivement 8 ou 24. Cependant, plus le nombre de mailles voisines augmente plus le temps de calcul est élevé, spécifiquement dans le cas du krigeage. Lorsque l'hypothèse nulle est rejetée (z_i^{MNT} considérée comme une erreur), z_i^{MNT} est remplacée par \hat{z}_i (Felicisimo, 1994).

4 Propagation des erreurs du MNT

Le MNT a plusieurs sources d'erreurs (Li, 1991; Heritage et al., 2009). Huang & Lees (2005) ainsi que Oksanen & Sarjakoski (2005) ont montré que ces erreurs peuvent se propager et influencer considérablement les résultats finaux d'une application. Pour analyser l'impact des erreurs du MNT sur les résultats d'une application (e.g. extraction des axes de ruissellement, calculs de pentes...), il est impératif de les propager à travers les différentes opérations de l'application. Deux principales approches existent pour analyser la propagation des erreurs dans une application; il s'agit de la méthode du développement en série de Taylor et de la méthode de Monte Carlo (Burrough & McDonnell, 1998). Cependant, la méthode de Monte Carlo reste la plus utilisée à ce jour en raison de sa simplicité et de sa rigueur (Burrough & McDonnell, 1998; Wechsler, 2007). De plus, lorsque l'application est le résultat d'une succession d'opérations complexes n'utilisant pas les opérateurs « +, -, ×, ÷ », la méthode du développement en série de Taylor devient presque impossible à programmer (Hengl et al., 2010).

La méthode de Monte Carlo considère le MNT comme une réalisation parmi d'autres (Wechsler, 2007). Par un processus stochastique, elle simule une valeur d'altitude probable pour chaque maille du MNT. Lorsque le processus est répété plusieurs fois pour toutes les mailles, on observe alors des réalisations probables du MNT (Burrough & McDonnell, 1998).

D'une part, une valeur d'altitude attribuée à une maille du MNT peut être représentée par la somme d'une constante et d'une variable aléatoire d'erreurs altimétriques dont la fonction de distribution est déterminable (Temme et al., 2009). Cette approche est qualifiée d'empirique car la connaissance des erreurs altimétriques nécessite l'utilisation de plusieurs

points de contrôle d'une grande précision, positionnés par exemple en utilisant un récepteur GNSS topographique (Wechsler, 2007). D'autre part, en l'absence de points de contrôle (l'acquisition des points de contrôle peut être coûteux, voire impossible dans certaines conditions) comme c'est souvent le cas, on utilise l'approche heuristique qui consiste à faire une hypothèse sur la distribution des erreurs altimétriques (Oksanen & Sarjakoski, 2005; Wechsler, 2007). La distribution la plus utilisée est la distribution gaussienne de moyenne nulle et d'écart type valant l'écart quadratique moyen (EQM) du MNT car c'est le paramètre le plus souvent disponible pour estimer la qualité d'un MNT.

La méthode de Monte Carlo tient compte de l'autocorrélation des erreurs altimétriques. Elle peut être simulée par au moins quatre différentes techniques qui sont: (1) le recuit simulé (Fisher, 1991); (2) le modèle spatial autorégressif (Goodchild et al., 1992b); (3) le modèle moyennes mobiles spatial (Oksanen & Sarjakoski, 2005) et (4) la simulation séquentielle gaussienne (Goovaerts, 1997). La méthode de simulation qui reste de loin la plus utilisée est la méthode séquentielle gaussienne de par sa simplicité (Temme et al., 2009).

La méthode séquentielle gaussienne est une méthode géostatistique qui considère que la distribution des erreurs du MNT est normale (Aerts et al., 2003). Elle consiste à visiter chaque maille du MNT, et à simuler pour chacune, une valeur de la variable aléatoire caractérisant les erreurs du MNT, en utilisant une distribution de probabilité conditionnelle. Pour la première maille, il s'agit de générer une valeur de l'erreur altimétrique à partir de la distribution normale $N(\mu_\varepsilon, \sigma_\varepsilon^2)$. Pour la seconde maille, le krigeage simple est utilisé pour générer l'erreur altimétrique connaissant la valeur de l'erreur altimétrique de la première. Le processus est ainsi répété jusqu'à ce que toutes les mailles soient visitées. L'utilisation du krigeage simple nécessite de connaître l'autocorrélation des erreurs altimétriques. Dans le cas

de l'approche empirique, l'autocorrélation i.e. le variogramme ou le corrélogramme est estimée directement à partir des écarts altimétriques entre les points de contrôle et le MNT (Temme et al., 2009). Dans l'approche heuristique, le manque d'information sur les erreurs altimétriques nécessite de faire des hypothèses sur le modèle d'autocorrélation (e.g. exponentiel, gaussien, sphérique...).

L'un des désavantages de la méthode de Monte Carlo, signalés par Burrough & Mcdonnell (1998) est le temps de calculs car la méthode qualifiée de « force brute » nécessite un temps important puisque le processus est répété plusieurs fois. De nos jours, avec le développement de la technologie informatique, la puissance des CPU (Central Processing Unit) a beaucoup augmenté d'une part, et d'autre part, des techniques de calculs telles que le calcul distribué sur grille ou le GPU (Graphical Power Unit) sont disponibles et ont été expérimentées par plusieurs auteurs (Niewinski, 2004; Ukkonen et al., 2008; Wallis et al., 2009). Plusieurs études ont utilisé la méthode de Monte Carlo pour analyser l'impact des erreurs du MNT sur différentes applications (Goodchild et al., 1992a; Heuvelink, 1998; Oksanen & Sarjakoski, 2005; Lindsay, 2006; Delbari et al., 2009; Hengl et al., 2010; Achour et al., 2012). Même si des techniques permettent de limiter le temps de calculs, l'utilisation de la méthode de Monte Carlo se base sur le choix d'un nombre minimal N de réalisations du MNT. N doit être suffisamment grand pour permettre d'atteindre des résultats stables des paramètres calculés sans augmenter inutilement le temps de calcul. Plus N est grand, plus les résultats sont précis. Cependant, cette précision est proportionnelle à la racine carrée de N , i.e. pour doubler la précision, il faut quadrupler N (Temme et al., 2009). Le nombre de réalisations N nécessaire pour obtenir des résultats stables diffère selon le type d'applications (Heuvelink, 1998; Lindsay & Creed, 2005; Oksanen & Sarjakoski, 2005; Hengl et al., 2010). Toutefois, (Heuvelink, 1998) ainsi que Burrough & Mcdonnell (1998) signalent que N doit

être au moins égal à 100. De nos jours nous sommes à un point où la méthode de développement de Monte Carlo sera intégrée comme outil standard dans les logiciels de SIG (Système d'Information Géographique) (Wechsler, 2007). Brown & Heuvelink (2007) ont récemment mis en place une librairie appelée DUE (Data Uncertainty Engine) pour analyser la propagation des erreurs dans une application. Aussi, une équipe à l'université d'Aston en Angleterre a-t-elle mis en place un langage informatique spécifique pour développer des programmes permettant d'évaluer l'impact des erreurs affectant les données, sur les résultats d'une application (Hengl et al., 2010).

5 Discussion et conclusion

A travers la bibliographie développée ci-dessus, nous pouvons affirmer que la création du MNT n'est pas une tâche anodine. L'utilisateur doit impérativement garder à l'esprit que tout MNT créé contient des erreurs qui vont se propager inévitablement dans les applications qui l'utilisent, et peuvent biaiser considérablement les paramètres de décision qui en sont extraits. Les technologies telles que le LiDAR et la photogrammétrie sont des solutions permettant d'acquérir des données altimétriques avec une précision de quelques centimètres dans le but de générer des MNT de haute résolution spatiale. Selon l'étude menée par Petzold et al. (1999), comparé à la photogrammétrie aéroportée/hélicoptée, le LiDARa est bénéfique car il nécessite 20 à 30 % de budget en moins pour une même superficie. De nos jours, grâce aux avancées technologiques, l'apparition des appareils photographiques digitaux a contribué à rendre plus accessible la photogrammétrie aéroportée/hélicoptée par rapport au LiDARa. Une étude menée par Frastia (2005) situe le prix des caméras digitales entre 100 et quelques dizaines de milliers d'euros, tandis que le coût d'un système LiDARa (récepteur GNSS et

centrale inertielle inclus) varie entre 500,000 et 1,300,000 USD (Gordon, 2011). Un tel investissement reste difficilement supportable pour des institutions publiques ou des institutions de recherches. Les systèmes LiDARa sont généralement acquis par des compagnies privées qui fournissent des services tarifés. Il est difficile de donner des chiffres car le prix dépend de la concurrence, de la densité des points, du post-traitement des données, et de l'éloignement du site de mesure par rapport à l'aérodrome de décollage. En général, les fournisseurs définissent une superficie minimale pour laquelle, le service demandé par le client peut être accordé. Dans les autres cas, le LiDARt et la photogrammétrie utilisant les VNP restent des alternatives accessibles, utilisables sur des zones de quelques hectares (Heritage & Large, 2009). Heritage & Large (2009) estiment le cout d'un système LiDARt (hardware et software compris) à plus de 100,000 EUR. Cet investissement est de loin inférieur à celui du LiDARa mais reste malgré tout élevé. En plus, il faut considérer le cout d'acquisition des batteries (500-700 EUR) pour des mesures d'une durée supérieure à 4 heures. Certaines firmes proposent des possibilités de location journalière. Les prix varient légèrement d'une firme à l'autre mais s'estiment en moyenne autour de 1,000 EUR TVA comprise. Cette location n'inclut pas la période de formation nécessaire afin de maîtriser la manipulation du matériel ainsi que d'éventuels traitements de données. En général une formation de 2 à 3 jours est essentielle. Le prix des VNP peut varier de 1,000 EUR à plusieurs millions d'euros en fonction de la complexité du système (Eisenbeiss, 2009). Cependant l'utilisation de la photogrammétrie utilisant les VNP comme méthode alternative au LiDARt n'a de sens que pour des VNP low-cost. Dans la littérature, peu d'information existe sur les prix proposés par les fabricants. Des informations informelles auprès de quelques fabricants proposant des VNP à voilure fixe situent les prix entre 10,000 et 50,000 EUR, ce qui est plus plutôt abordable.

Les résultats obtenus dans les différentes études que nous avons présentées montrent qu'il est possible de générer des MNT de haute résolution spatiale (quelques cm). L'utilisation du LiDARt reste néanmoins délicate lorsque la zone levée n'est pas nue (e.g. présence d'arbres, d'arbuste, de cultures...). Cette contrainte peut être éliminée si le scanner utilisé est à écho multiples. Cela permet d'extraire l'information relative au dernier retour, et donc d'obtenir les coordonnées des points au niveau du sol. En général, il faut plus d'une station pour couvrir une zone d'étude. L'obtention d'un seul nuage de points requiert que les nuages de points obtenus à partir des différentes stations soient fusionnés. Cette opération est essentielle si l'on veut éviter d'introduire des erreurs de cogénération dans les données (Coveney & Fotheringham, 2011). Pour cela, un minimum de 5 cibles (de coordonnées connues) doit être commun à chaque paire de nuages de points. Heritage & Large (2009) considèrent qu'il faut utiliser plus que 5 cibles au cas où certains sont inutilisables. De plus, les points de contrôle peuvent être utilisés pour contrôler la qualité du processus de cogénération.

Par rapport au LiDARt, les perspectives qu'engendrent les VNP sont plus intéressantes car ils sont plus maniables (système de vols automatisés), plus rapides et moins coûteux (Rose, 2012). Sa principale contrainte à l'heure actuelle reste la nécessité d'acquiescer une autorisation de vols. D'autre part, l'exactitude de MNT générés à partir d'images stéréoscopiques en utilisant des algorithmes différents peut varier. Selon Hugenholtz et al. (2013), cela peut s'expliquer d'une part par la difficulté qu'ont certains logiciels pour corriger efficacement les distorsions créées par l'instabilité du VNP durant le vol, et d'autre part, par la difficulté de calibrer correctement les appareils photographiques.

Des solutions couplant les avantages des VNP et de la technologie LiDARt ont été testées dans plusieurs études et semblent prometteuses (Eisenbeiss, 2009; Wallace et al.,

2012). Le principal challenge dans cette approche est de concevoir des capteurs LiDAR miniaturisés qui ne soient pas trop lourds à embarquer pour les VNP.

Parmi les méthodes permettant d'analyser l'impact des erreurs du MNT sur les résultats d'une application, la méthode de Monte Carlo nous semble la plus adaptée. Cependant, elle n'est pas implémentée à l'heure actuelle dans les logiciels de SIG et n'est donc pas accessible par n'importe quel utilisateur. Elle reste plutôt appliquée dans le cadre de la recherche, et son utilisation demande des connaissances en programmation pour automatiser la répétabilité du processus de calculs. Comme l'a souligné Wechsler (2007) les recherches en cours permettront certainement dans un futur proche d'utiliser la méthode de Monte Carlo comme outil standard des logiciels de SIG, et de pouvoir se prononcer sur la précision de tout paramètre de décision extrait d'un MNT. La méthode de Monte Carlo nous semble bien indiquée pour analyser par exemple l'impact des erreurs d'un MNT généré sur des surfaces agricoles en utilisant les nouvelles technologies d'acquisition des données telles que les VNP et le LiDARt.

Bibliographie

- Aber J. S., Aber S. W. & Pavri F., 2002. Unmanned smallformat aerial photography from kites for acquiring large scale, high-resolution, multiview-angle imagery. *In: The International Archives of the Photogrammetry, R. S. a. S. I. S. ed. Percora 15, Land Satellite Information IV and ISPRS Commission I Conference, Proceedings, Denver, CO, USA.*
- Aber J. S., Marzloff I. & Ries J. B., 2010. Chapter 3 - photogrammetry. *In: Small-format aerial photography.* Amsterdam: Elsevier, 23-39.
- Achour H., Rebai N., Van Den Driessche J. & Bouaziz S., 2012. Modelling uncertainty of stream networks derived from elevation data using two free softwares: R and saga. *Journal of Geographic Information System, 4 (2), 153-160.*
- Aerts J. C. J. H., Goodchild M. F. & Heuvelink G. B. M., 2003. Accounting for spatial uncertainty in optimization with spatial decision support systems. *Transactions in GIS, 7 (2), 211-230.*
- Aguilar F. J., Mills J. P., Delgado J., Aguilar M. A., Negreiros J. G. & Pérez J. L., 2010. Modelling vertical error in lidar-derived digital elevation models. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 65 (1), 103-110.*
- Akima H., 1978. A method of bivariate interpolation and smooth surface fitting for irregularly distributed data points. *ACM Transactions on Mathematical Software, 4 (2), 148-159.*
- Baltsavias E. P., 1999. Airborne laser scanning: Existing systems and firms and other resources. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 54 (2-3), 164-198.*
- Barneveld R. J., Seeger M. & Maalen-Johansen I., 2013. Assessment of terrestrial laser scanning technology for obtaining high-resolution dems of soils. *Earth Surface Processes and Landforms, 38 (1), 90-94.*
- Bater C. W. & Coops N. C., 2009. Evaluating error associated with lidar-derived dem interpolation. *Computers & Geosciences, 35 (2), 289-300.*
- Brinkman R. F. & O'Neill C., 2000. Lidar and photogrammetric mapping. *The Military Engineer, 92 (605), 56-57.*
- Brown J. D. & Heuvelink G. B. M., 2007. The data uncertainty engine (due): A software tool for assessing and simulating uncertain environmental variables. *Computers & Geosciences, 33 (2), 172-190.*
- Burrough P. A. & McDonnell R. A., 1998. *Principles of geographical information systems.* Oxford University Press.
- Carter J. R., 1988. Digital representations of topographic surfaces. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 54, 1577-1580.*
- Coveney S. & Fotheringham A. S., 2011. Terrestrial laser scan error in the presence of dense ground vegetation. *The Photogrammetric Record, 26 (135), 307-324.*
- Coveney S., Fotheringham A. S., Charlton M. & McCarthy T., 2010. Dual-scale validation of a medium-resolution coastal dem with terrestrial lidar dsm and gps. *Computers & Geosciences, 36 (4), 489-499.*

- Dagnelie P., 2006. *Statistique théorique et appliquée : Inférence statistique à une et à deux dimensions*. Paris et Bruxelles: De Boeck et Larcier.
- Daniel C. & Tennant K., 2001. Chapter 12: Dem quality assessment. In: Digital elevation model technologies and applications, maune d. (ed.). *In: The dem users manual* Vol. 1st ed. Bethesda: American Society for Photogrammetry and Remote Sensing, 395-440.
- Dehvari A. & Heck R. J., 2012. Removing non-ground points from automated photo-based dem and evaluation of its accuracy with lidar dem. *Computers & Geosciences*, 43, 108-117.
- Delbari M., Afrasiab P. & Loiskandl W., 2009. Using sequential gaussian simulation to assess the field-scale spatial uncertainty of soil water content. *Catena*, 79 (2), 163-169.
- Eisenbeiss H., 2009. *Uav photogrammetry*. Thesis (Phd). ETH Zurich.
- Eisenbeiss H. & Zhang L., 2006. Comparison of dsms generated from mini uav imagery and terrestrial laser scanner in a cultural heritage application. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XXXVI (Part 5), 90-97.
- Eitel J.U.H., Williams C.J., Vierling L.A., Al-Hamdan O.Z. & Pierson F.B., 2011. Suitability of terrestrial laser scanning for studying surface roughness effects on concentrated flow erosion processes in rangelands. *Catena*, 87, 10.
- Emery X. & Arnaud M., 2000. *Estimation et interpolation spatiale. Méthodes déterministes et méthodes géostatistiques*. Hermes Science Publications.
- Fabris M. & Pesci A., 2005. Automated dem extraction in digital aerial photogrammetry: Precisions and validation for mass movement monitoring. *Annals of Geophysics*, 48 (6), 973-988.
- Felicísimo A. M., 1994. Parametric statistical method for error detection in digital elevation models. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 49 (4), 29-33.
- Fisher P., 1991. First experiment in viewshed uncertainty: The accuracy of the viewable area. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 57, 1321-1327.
- Fotinopoulos V., 2004. *Balloon photogrammetry for archaeological surveys*. Paper presented at the ISPRS Congress, Istanbul, Turkey.
- Frastia M., 2005. POSSIBILITIES OF USING INEXPENSIVE DIGITAL CAMERAS IN APPLICATIONS OF CLOSE-RANGE PHOTOGRAMMETRY. *Slovak Journal of Civil Engineering*, XIII (2), 20-28.
- Gehrke S., Morin K., Downey M., Boehrer N. & Fuchs T., 2010, June 2010. *Semi-global matching: An alternative to lidar for dsm generation?* Paper presented at the Canadian Geomatics Conference and Symposium of Commissions, Calgary, Canada.
- Gonzalez-Aguilera D. & Gomez-Lahoz J., 2009. Forensic terrestrial photogrammetry from a single image. *Journal of Forensic Sciences*, 54 (6), 1376-1387.

- Gooch M. J., Chandler J. H. & Stojic M., 1999. Accuracy assessment of digital elevation models generated using the erdas imagine orthomax digital photogrammetric system. *Photogrammetric Record*, 16 (93), 519-531.
- Goodchild M., Haining R. & Wise S., 1992a. Intergrating gis and spatial analysis: Problems and possibilities. *International Journal of Geographical Information System*, 6 (5), 407-423.
- Goodchild M. F., Guoqing S. U. N. & Shiren Y., 1992b. Development and test of an error model for categorical data. *International Journal of Geographical Information Systems*, 6 (2), 87-103.
- Goovaerts P., 1997. *Geostatistics for natural resources evaluation*. New York: Oxford University Press.
- Gordon P., 2011. Airborne Topographic Laser Scanners. *GEOInformatics*, 14 (1), 34-36.
- Goulette F., 2009. Relevés laser urbains par systèmes mobiles de cartographie. *Revue XYZ*, 119 (2ème trimestre), 21-25.
- Gruen A., 2012. Development and status of image matching in photogrammetry. *The Photogrammetric Record*, 27 (137), 36-57.
- Guarnieri A., Vettore A., Pirotti F., Menenti M. & Marani M., 2009. Retrieval of small-relief marsh morphology from terrestrial laser scanner, optimal spatial filtering, and laser return intensity. *Geomorphology*, 113 (1-2), 12-20.
- Haala N., Cramer M., Weimer F. & Trittler M., 2011. *Performance test on uav-based photogrammetric data collection*. Paper presented at the Conference on Unmanned aerial vehicle in geomatics, Zurich, Switzerland.
- Hengl T. & Evans I. S., 2009. Mathematical and digital models of the land surface. *Geomorphometry Concepts, Software, Applications*, 33, 31-63.
- Hengl T., Gruber S. & Shrestha D. P., 2004. Reduction of errors in digital terrain parameters used in soil-landscape modelling. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 5 (2), 97-112.
- Hengl T., Heuvelink G. B. M. & Van Loon E. E., 2010. On the uncertainty of stream networks derived from elevation data: The error propagation approach. *Hydrology and Earth System Sciences*, 14, 13.
- Henry J.-B., Malet J.-P., Maquaire O. & Grussenmeyer P., 2002. The use of small-format and low-altitude aerial photos for realization of high-resolution dems in mountainous areas: Application to the super-sauze earthflow (alpes-de-haute-provence, france). *Earth Surface Processes and Landforms*, 27 (12), 1339-1350.
- Herbin T., 2012. Nivellement par balayage laser. *Revue XYZ*, 132 (3ème trimestre), 41-46.
- Heritage G. L. & Large A. R. G., 2009. *Laser scanning for the environment sciences*. Wiley-Blackwell.
- Heritage G. L., Milan D. J., Large A. R. G. & Fuller I. C., 2009. Influence of survey strategy and interpolation model on dem quality. *Geomorphology*, 112 (3-4), 334-344.
- Heuvelink G. B. M., 1998. *Error propagation in environmental modelling with gis*. CRC Press.

- Hirano A., Welch R. & Lang H., 2003. Mapping from aster stereo image data: Dem validation and accuracy assessment. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 57 (5-6), 356-370.
- Hirschmuller H., 2008. Stereo processing by semiglobal matching and mutual information. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 30 (2), 328-341.
- Hirschmüller H., Innocent P. & Garibaldi J., 2002. Real-time correlation-based stereo vision with reduced border errors. *International Journal of Computer Vision*, 47 (1-3), 229-246.
- Hladik C. & Alber M., 2012. Accuracy assessment and correction of a lidar-derived salt marsh digital elevation model. *Remote Sensing of Environment*, 121, 224-235.
- Höhle J., 2009. Dem generation using a digital large format frame camera. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 75 (1), 87-93.
- Höhle J. & Potuckova M., 2006. *The eurosdr test "checking and improving of digital terrain models*.
- Huang Z. & Lees B., 2005. Representing and reducing error in natural resource classification using model combination. *International Journal of Geographical Information Science*, 19 (5), 603-621.
- Hugenholtz C.H., Whitehead K., Brown O.W., Barchyn T.E., Moorman B.J., LeClair A., Riddell K. & Hamilton T., 2013. Geomorphological mapping with a small unmanned aircraft system (sUAS): Feature detection and accuracy assessment of a photogrammetrically-derived digital terrain model. *Geomorphology*, 194, 16-24.
- Huising E. J. & Gomes Pereira L. M., 1998. Errors and accuracy estimates of laser data acquired by various laser scanning systems for topographic applications. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 53 (5), 245-261.
- Jütte K., 2008. Vergleich verschiedener low-cost luftbildaufnahmesysteme sowie einsatz von drohnen: Grenzen und möglichkeiten. In: Bayerische landesanstalt für wald und forstwirtschaft. Der gepixelte wald - fachtagung zur forstlichen fernerkundung. *In*.
- Kersten T., Mechelke K., Lindstaedt M. & Sternberg H., 2008. Geometric accuracy investigations of the latest terrestrial laser scanning systems. In: *FIG working week*, Stockholm.
- Küng O., Strecha C., Beyeler A., Zufferey J.-C., Floreano D., Fua P. & Gervais F., 2011. The accuracy of automatic photogrammetric techniques on ultra-light uav imagery. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XXXVIII (1/C22), 1-7.
- Landes T. & Grussenmeyer P., 2011. Les principes fondamentaux de la lasergrammétrie terrestre: Systèmes et caractéristiques. *Revue XYZ*, 128 (3ème trimestre), 37-49.
- Lane S. N., James T. D. & Crowell M. D., 2000. Application of digital photogrammetry to complex topography for geomorphological research. *Photogrammetric Record*, 16 (95), 793-821.

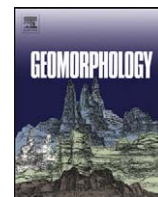
- Li J. & Heap A. D., 2008. *A review of spatial interpolation methods for environment scientists*. Geoscience Australia. (23).
- Li J. & Heap A. D., 2011. A review of comparative studies of spatial interpolation methods in environmental sciences: Performance and impact factors. *Ecological Informatics*, 6 (3-4), 228-241.
- Li S., Macmillan R. A., Lobb D. A., Mcconkey B. G., Moulin A. & Fraser W. R., 2011. Lidar dem error analyses and topographic depression identification in a hummocky landscape in the prairie region of Canada. *Geomorphology*, 129 (3-4), 263-275.
- Li Z., 1991. Effects of check points on the reliability of dtm accuracy estimates obtained from experimental tests. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 57 (10), 1333-1340.
- Li Z., Zhu Q. & Gold C., 2005. *Digital terrain modelling - principles and methodology*. CRC press.
- Lindsay J. B., 2006. Sensitivity of channel mapping techniques to uncertainty in digital elevation data. *International Journal of Geographical Information Science*, 20 (6), 669-692.
- Lindsay J. B. & Creed I. F., 2005. Removal of artefact depressions from digital elevation models: Towards a minimum impact approach. *Hydrological Processes*, 19 (16), 3113-3126.
- Mallet C. & Bretar F., 2009. Full-waveform topographic lidar: State-of-the-art. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 64 (1), 1-16.
- Mitas L. & Mitasova H., 1999. Spatial interpolation. In: Longley P. A., Goodchild M. F., Maguire D. J. & Rhind D. W. eds. *Geographical information systems: Principles, techniques, management and applications*: John Wiley & Sons, 481-492.
- Nelson A., Reuter H. I. & Gessler P., 2009. Dem production methods and sources. In: *Geomorphometry: Concepts, software, applications. Developments in Soil Science*, 33, 65-85.
- Niethammer U., Rothmund S., James M. R., Travelletti J. & Joswig M., 2010. Uav-based remote sensing of landslides. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 38 (5), 496-501.
- Niewinski M., 2004. Distributed monte carlo simulation of a dynamic expansion system. *Vacuum; Proceedings of the European Vacuum Congress Berlin 2003, 23-26 June 2003*, 73 (2), 257-261.
- Oksanen J. & Sarjakoski T., 2005. Error propagation of dem-based surface derivatives. *Computers & Geosciences*, 31 (8).
- Perroy R. L., Bookhagen B., Asner G. P. & Chadwick O. A., 2010. Comparison of gully erosion estimates using airborne and ground-based lidar on Santa Cruz Island, California. *Geomorphology*, 118 (3), 288-300.
- Petzold B., Reiss P. & Stössel W., 1999. Laser scanning—surveying and mapping agencies are using a new technique for the derivation of digital terrain models. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54 (2-3), 95-104.

- Peucker T. K., Fowler R. J., Little J. J. & Mark D. M., 1978, May 9-11. *The triangulated irregular network*. Paper presented at the Proceedings: American Society of photogrammetry, Digital Terrain Models Symposium, St. Louis, Missouri.
- Pike R., 2002. *A bibliography of terrain modelling (geomorphometry), the quantitative representation of topography-supplement 4.0*. U.S.Geological Survey.
- Rose H., 2012. Processus de création de nuages de points par corrélation d'images. *Revue xyz*, 131, 19-23.
- Scharstein D. & Szeliski R., 2002. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms. *Int. J. Comput. Vision*, 47 (1-3), 7-42.
- Schiefer E. & Gilbert R., 2007. Reconstructing morphometric change in a proglacial landscape using historical aerial photography and automated dem generation. *Geomorphology*, 88 (1-2).
- Smith M. W., Cox N. J. & Bracken L. J., 2011. Terrestrial laser scanning soil surfaces: A field methodology to examine soil surface roughness and overland flow hydraulics. *Hydrological Processes*, 25 (6), 842-860.
- Smith S. E., 2005. Topographic mapping. In: Grunwald, S. ed. *Environmental soil-landscape modeling: Geographic information technologies and pedometrics* Vol. 1. New York: CRC Press, 155-182.
- Tahar K. N. & Ahmad A., 2012. *A novel method for photogrammetric mapping using uav rotary system: Integration between consumer digital camera and uav in photogrammetric mapping*. Deutschland: LAP LAMBERT Academic Publishing.
- Temme A. J., Heuvelink G. B. M., Schoorl J. M. & Claessens L., 2009. Geostatistical simulation and error propagation in geomorphometry. In Hengl T. & Reuter H. I. (Eds.), *Geomorphometry: Concept, Software, Applications* (Vol. 33, pp. 121-140): Elsevier.
- Ukkonen T., Rousi T., Oksanen J. & Sarjakoski T., 2008. *Distributed error propagation analysis for automatic drainage basin delineation*. Paper presented at the Proceeding of the 8th International symposium on spatial accuracy assessment in natural resources and environmental sciences, Shanghai.
- Vallet J., Panissod F., Strecha C. & Tracol M., 2011. Photogrammetric performance of an ultra light weight swinglet "uav". *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XXXVIII (1/C22), 1-7.
- Verhoeven G. J. J., 2009. Providing an archaeological bird's-eye view - an overall picture of ground-based means to execute low-altitude aerial photography (laap) in archaeology. *Archaeological Prospection*, 16 (4), 233-249.
- Wallace L., Lucieer A., Watson C. & Turner D., 2012. Development of a uav-lidar system with application to forest inventory. *Remote Sensing*, 4 (6), 25.
- Wallis C., Wallace R., Tarboton D. G., Watson D. W., Schreuders K. & Tesfa T. K., 2009, 13-17 July. *Hydrologic terrain processing using parallel computing*. Paper presented at the 18th world IMACS Congress and MODSIM09 International Congress on Modelling and Simulation, Cairns, Australia.

- Webster R. & Olivier M. A., 2007. *Geostatistics for environmental scientists*. John Wiley & Sons ed.
- Wechsler S. P., 2007. Uncertainties associated with digital elevation models for hydrologic applications: A review. *Hydrology and Earth System Sciences*, 11, 1481-1500.
- Wehr A. & Lohr U., 1999. Airborne laser scanning - an introduction and overview. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54 (2-3), 68-82.
- Zabih R. & Woodfill J., 1994. Non-parametric local transforms for computing visual correspondence. In: Eklundh J.-O. ed. *Computer vision — eccv '94* Vol. 801: Springer Berlin Heidelberg, 151-158.
- Zhang C., 2008. *An uav-based photogrammetric mapping system for road condition assessment*. Paper presented at the ISPRS Congress, Beijing, China.

Chapitre 3

The evaluation of unmanned aerial system-based photogrammetry and terrestrial laser scanning to generate DEMs of agricultural watersheds



The evaluation of unmanned aerial system-based photogrammetry and terrestrial laser scanning to generate DEMs of agricultural watersheds



Mohamar Moussa Ouédraogo^{a,*}, Aurore Degré^a, Charles Debouche^a, Jonathan Lisein^b

^a Systèmes Sol-Eau, Gembloux Agro-Bio Tech, Université de Liège, Passage des Déportés 2, Gembloux, Belgium

^b Gestion des Ressources Forestières et des Milieux naturels, Gembloux Agro-Bio Tech, Université de Liège, Passage des Déportés 2, Gembloux, Belgium

ARTICLE INFO

Article history:

Received 8 January 2013

Received in revised form 13 February 2014

Accepted 23 February 2014

Available online 1 March 2014

Keywords:

DEM

Terrestrial laser scanning

UAS

Agricultural watershed

Errors

ABSTRACT

Agricultural watersheds tend to be places of intensive farming activities that permanently modify their microtopography. The surface characteristics of the soil vary depending on the crops that are cultivated in these areas. Agricultural soil microtopography plays an important role in the quantification of runoff and sediment transport because the presence of crops, crop residues, furrows and ridges may impact the direction of water flow. To better assess such phenomena, 3-D reconstructions of high-resolution agricultural watershed topography are essential. Fine-resolution topographic data collection technologies can be used to discern highly detailed elevation variability in these areas. Knowledge of the strengths and weaknesses of existing technologies used for data collection on agricultural watersheds may be helpful in choosing an appropriate technology. This study assesses the suitability of terrestrial laser scanning (TLS) and unmanned aerial system (UAS) photogrammetry for collecting the fine-resolution topographic data required to generate accurate, high-resolution digital elevation models (DEMs) in a small watershed area (12 ha). Because of farming activity, 14 TLS scans (≈ 25 points m^{-2}) were collected without using high-definition surveying (HDS) targets, which are generally used to mesh adjacent scans. To evaluate the accuracy of the DEMs created from the TLS scan data, 1098 ground control points (GCPs) were surveyed using a real time kinematic global positioning system (RTK-GPS). Linear regressions were then applied to each DEM to remove vertical errors from the TLS point elevations, errors caused by the non-perpendicularity of the scanner's vertical axis to the local horizontal plane, and errors correlated with the distance to the scanner's position. The scans were then meshed to generate a DEM_{TLS} with a 1×1 m spatial resolution. The Agisoft PhotoScan and MicMac software packages were used to process the aerial photographs and generate a DEM_{PSC} (Agisoft PhotoScan) and DEM_{MCM} (MicMac), respectively, with spatial resolutions of 1×1 m. Comparing the DEMs with the 1098 GCPs showed that the DEM_{TLS} was the most accurate data product, with a root mean square error (RMSE) of 4.5 cm, followed by the DEM_{MCM} and the DEM_{PSC}, which had RMSE values of 9.0 and 13.9 cm, respectively. The DEM_{PSC} had absolute errors along the border of the study area that ranged from 15.0 to 52.0 cm, indicating the presence of systematic errors. Although the derived DEM_{MCM} was accurate, an error analysis along a transect showed that the errors in the DEM_{MCM} data tended to increase in areas of lower elevation. Compared with TLS, UAS is a promising tool for data collection because of its flexibility and low operational cost. However, improvements are needed in the photogrammetric processing of the aerial photographs to remove non-linear distortions.

© 2014 Elsevier B.V. All rights reserved.

1. Introduction

Digital elevation models (DEMs) are among the most important spatial information tools used in geomorphological applications because they allow for the extraction of crucial attributes, such as slope, aspect, profile curvature, and flow direction. Elevation data can be acquired from three main sources (Nelson et al., 2009): (1) ground surveys (Peucker et al., 1978; Niewinski, 2004); (2) existing topographic maps (Gooch et al., 1999; Henry et al., 2002; Fabris and

Pesci, 2005; Hladik and Alber, 2012); and (3) remote sensing (Huising and Gomes Pereira, 1998; Wehr and Lohr, 1999; Eisenbeiss and Zhang, 2006; Guarnieri et al., 2009; Höhle, 2009). Although ground survey techniques are very accurate compared with topographic maps and remote sensing, the data acquisition can be time-consuming when the applications require high-resolution DEMs. Remote sensing technologies, including airborne photogrammetry and satellite photogrammetry, interferometry, and light detection and ranging (LiDAR) techniques, can be costly for areas of only a few km^2 (Eisenbeiss, 2009). The rapid development of technology over the past few years has seen the emergence of new, flexible, fine-resolution topographic data collection technologies, such

* Corresponding author. Tel.: +32 81 62 22 41; fax: +32 81 62 23 16.
E-mail address: mohamarmoussa.ouedraogo@ulg.ac.be (M.M. Ouédraogo).

as terrestrial laser scanning (TLS) and unmanned aerial system (UAS) photogrammetry.

1.1. Use of DEMs in agriculture

Several approaches have been used to generate DEMs for agricultural applications. DEMs can be generated from handheld high-resolution cameras located a few meters above ground level. This technique was assessed by Warner (1995) on a 1 m² plowed field. He suggested that this method was suitable for mapping tilled soil over areas of a few square meters and did not require any photogrammetric experience, although it is less precise than traditional close-range photogrammetry. This technique has been widely used in many studies to assess agricultural soil erosion and deposition (Yang et al., 2009; Gessesse et al., 2010), quantifying water storage on soil surfaces (Bogner et al., 2013), identifying and characterizing clods (Taconet et al., 2010), assessing gully locations (Svoray and Markovitch, 2009) and determining agricultural soil roughness (Taconet and Ciarletti, 2007). Other techniques used to generate agricultural soil DEMs include using contour lines to calculate potential surface runoff (Rosatto et al., 2011), DGPS (Differential Global Positioning System) for mapping grain and straw (Reyniers et al., 2006), laser tachometry for quantifying and explaining the origin of the morphological and geochemical properties of soil that has accumulated in terraces (Salvador-Blanes et al., 2006), profile laser scanning for clod detection (Hammad et al., 2006), and TLS, which is an emerging technology for characterizing soil tillage characteristics at very high resolutions (Barneveld et al., 2013).

Most of the applications mentioned here used DEMs that were only a few square meters in area and that were located mainly on one plot. However, applications (e.g., runoff pathway extraction, and basin delineation) often require DEMs of an entire watershed of a few hectares that comprises several plots, so it is necessary to use technologies that have the flexibility to produce high-resolution DEMs over several hectares, such as TLS and UAS photogrammetry.

1.2. Terrestrial laser scanning

The TLS technique involves sending and receiving laser pulses to build a point file of 3D coordinates of the scanned surface. The time of travel for a single pulse reflection is measured along a known trajectory and allows the distance from the laser, and consequently the position of the point of interest, to be computed. Using this methodology, data collection occurs at a rate of thousands of points per second and generates a point cloud of 3D coordinates.

TLS has been used for a variety of applications, including structural monitoring (Brinkman and O'Neill, 2000; Gordon et al., 2003; Smith, 2005; Guarnieri et al., 2006; Landes and Grussenmeyer, 2011), recording cultural heritage (Vozikis et al., 2004; Jütte, 2008; Kersten et al., 2008; Eisenbeiss, 2009; Goulette, 2009; Herbin, 2012), landslide monitoring (Aber et al., 2002; Fotinopoulos, 2004; Gonzalez-Aguilera and Gomez-Lahoz, 2009) and forensic characterization (Webster and Olivier, 2007; Zhang, 2008; Haala et al., 2011). With ongoing technological improvements, the field of TLS has expanded, and many studies have used TLS data to generate DEMs (Mitas and Mitasova, 1999; Lane et al., 2000; Hirano et al., 2003; Guarnieri et al., 2009; Coveney et al., 2010; Perroy et al., 2010; Coveney and Fotheringham, 2011; Smith et al., 2011; Eitel et al., 2011a; Barneveld et al., 2013).

Although many studies have investigated agricultural fields to model crop growth (Eitel et al., 2010, 2011b; Ehlert and Heisig, 2013), few have assessed the suitability of TLS data for generating DEMs of agricultural soil surfaces (Barneveld et al., 2013), and there is a lack of research at the watershed scale. Such data, however, could provide high-resolution, accurate DEMs for hydrological process modeling. In particular many agricultural watersheds are facing intense farming activities that change the microtopography of the land and make them very difficult to accurately model.

An agricultural watershed area generally contains more than one plot. Depending on the time of year, plots differ in soil structure and cover, which can change their topography. Many studies have reported that the most relevant characteristics of agricultural soil surfaces, such as crusting (Cerdan et al., 2002; Le Bissonnais et al., 2005; Carmi and Berliner, 2008; Rodríguez-Caballero et al., 2012), roughness (Takken et al., 2001a,b; Rai et al., 2010; Zhao et al., 2013), and crop and crop residue cover (Wilson et al., 2008; Sasal et al., 2010) affect infiltration, temporary storage capacity, runoff rates and direction, and erosion. The ability of TLS to produce high-resolution DEMs that are capable of resolving individual ridges and depressions is particularly useful for the detailed surface characterization and micro-scale hydrological modeling necessary to determine the runoff direction. The presence of crops and crop residues on agricultural plots and the effect of tillage on soil structure, however, can make the data collection difficult and make the data have questionable value. It is therefore debatable whether TLS technology is suitable for collecting and analyzing data to be used for the creation of DEMs of agricultural watersheds.

1.3. UAS photogrammetry

The use of stereoscopic aerial photographic pairs for generating DEMs has been extensively investigated – see Gruen (2012) for a review of the development of image-matching since 1960. Nevertheless, the method is constrained by the price and flexibility of traditional aerial surveys (manned aircraft), which are unsuitable for surveying small areas (± 1 km²). The recent use of UASs in geomatics offers a cost-effective way to produce aerial imagery at very high spatial and temporal resolutions. Examples of UASs include motorized paragliders (Jütte, 2008), blimps (Ries and Marzolf, 2003; Gonzalez-Aguilera and Gomez-Lahoz, 2009), kites (Smith et al., 2009), balloons (Fotinopoulos, 2004), fixed-wing UASs (Haala et al., 2011; Kung et al., 2011) and rotary-wing UASs (Zhang, 2008; Niethammer et al., 2010). The expected ground pixel spatial resolution can be less than 10×10 cm, and only small investments of time and money are required for small studies. In addition, the flexibility of UASs enables a time series of aerial photographs to be acquired and used to detect changes in microtopography that can affect hydrological processes (e.g., soil runoff). With small human interventions, i.e., the designation of several ground control points (GCPs) in the images, an accuracy of 0.05–0.20 cm can be achieved (Kung et al., 2011).

Although the use of rapid terrain mapping tools such as micro-UASs is very promising (Hardin and Jensen, 2011), many issues persist when mini-UAS photogrammetry techniques are used for scientific purposes; for details about UAS classification, see Watts et al. (2012). Recent progress in computer vision, photogrammetry and computing power has led to an operational solution for 3D data acquisition that is based on structure-from-motion photogrammetry, which is also referred to as structure-from-motion-multi-view stereo (Snively et al., 2008; James and Robson, 2012; Westoby et al., 2012; Fonstad et al., 2013). However, there is still no robust, harmonized methodology for acquiring and processing images. The bottleneck occurs mainly in the process chain, which greatly depends on the software used (and thus, indirectly, on the algorithm) and has a significant influence on the resulting accuracy.

The accuracy of these approaches needs to be investigated further, especially in relation to agricultural watersheds where the soil roughness and texture vary due to farming activity. Although many studies have focused on the accuracy of DEM-based photogrammetry, only a few applications (Eisenbeiss, 2009; Kung et al., 2011; Vallet et al., 2011; James and Robson, 2012; Westoby et al., 2012; Fonstad et al., 2013) have used UAS images because this technology is so new.

1.4. Goal of this article

High-resolution digital elevation models of agricultural watersheds can be helpful for analyzing the impact of agricultural soil roughness from tillage, crops and crop residues on geomorphological parameters.

Therefore, the first aim of this study is to produce a high-resolution DEM of a small agricultural watershed using elevation data from two emerging fine-resolution topographic data collection technologies: TLS and UAS photogrammetry. The second aim is to assess the accuracy, strengths and weaknesses of each method by comparing the generated DEMs with ground control points and by highlighting their specific characteristics. Such comparisons should be helpful for users in choosing the appropriate method for generating high-resolution DEMs of agricultural watersheds.

2. Material and methods

2.1. Study site

The study site is an easily accessible small watershed (12 ha) in Wallonia, Belgium (Fig. 1). The watershed is free of any human activities apart from farming and is comprised entirely of agricultural plots. The mean elevation is 165 m, and the minimum and maximum elevations are 159 and 169 m, respectively. The area is relatively flat with a mean slope of 3.67%. The soil is loamy with textural and structural B horizons. The drainage varies from moderately well-drained to well-drained.

2.2. Data surveying

2.2.1. Ground control points (GCPs)

A total of 1098 points were surveyed across the surface of the watershed from April 2008 to September 2009, and all these points were retained to assess the DEM's accuracy. The points were approximately 10 m apart on a regular grid, and the data were collected using a Leica GPS1200 GPS in static RTK mode on the bare surface. This mode gives highly accurate coordinates of points that can be used to assess the accuracy of less accurate data. The Leica GPS1200 has a nominal accuracy of 1 cm for the x and y coordinates and 1.5 cm for the z coordinate (Leica Geosystems, 2008). All the coordinates were surveyed in the Belgian Datum 1972 projection system. The plots had also been plowed prior to data collection.

2.2.2. TLS surveying

Data collection on the agricultural watershed using TLS was a delicate operation because the watershed comprised several plots owned by different farmers. To collect the elevation data, we had to wait until the crops had been harvested to ensure that the surface was bare or that the crops were no higher than ± 10 cm. In addition, harvesting crops from the same plot could take several days or several weeks, depending on the weather and the farmer's activities. Thus, the data were collected each time the plot or a portion of its surface was bare. This led to individual scans being performed without using any TLS mesh targets that could be used to link subsequent scans, as was done

in other studies (Perroy et al., 2010; Coveney and Fotheringham, 2011). Fourteen overlapping TLS scans obtained from fourteen stations numbered from ST1 to ST14 (Fig. 2) were needed to cover the entire surface of the watershed. The differences in soil tillage across the watershed are illustrated in Fig. 3. Table 1 shows the soil tillage and the number of points within each scan.

Nine scan stations were initially planned in ArcGIS to obtain the x and y coordinates for a scanning range of 100 m. Due to 'shadow zones', however, we had to add five more stations to cover the area of interest. A Leica GPS1200 was used in the RTK mode to locate the stations on the plots. Two high-definition surveying (HDS) targets were also surveyed with the Leica GPS1200 for each scan to ensure that the scanning cloud would be in the correct projection system of Belgian Datum 1972. The scanning was conducted with a Trimble Gx TLS scanner using the PointScape (v3.1) software. The Trimble Gx uses a class 2 pulsed 532 nm green laser with a standard distance range of 200 m. Its field of view is limited to $360^\circ \times 60^\circ$, with an asymmetric vertical portion that is approximately 40° above the horizon. The device's scanning speed is up to 5000 points per second, and it operates in a single-return laser pulse mode that can capture survey points at an accuracy of 12 mm within a data capture range of 100 m. Scanning was performed from a tripod that ranged from 1.8 to 2.0 m high. The scanning resolution (mean distance between points) was set at 20 cm, which corresponded to an approximate point density of ± 25 points m^{-2} .

2.2.3. Photogrammetry surveying

In this study, we used a small Gatewing X100 UAS (wingspan: 100 cm; weight with payload: 2 kg; cruise speed: 80 km h^{-1} ; flight height: 100–750 m; maximum flight duration: 40 min). The X100 (see <http://www.gatewing.com/X100> for images) is a fixed-wing system that is equipped with a GPS and an inertial measurement unit (IMU). Its flights are completely autonomous from takeoff to landing, and the flight plan is defined beforehand by setting the flight parameters (scanning zone, image overlap, flight altitude, and takeoff and landing location). The ground control station consists of a rugged tablet computer (Yuma Trimble®) that maintains constant contact with the UAS and allows the remote pilot to interrupt the flight in case of an accident hazard. The effective range of this UAS is up to 2 km, and its flight endurance is long enough for it to cover 100 ha at 100 m above ground level. The X100 uses a catapult launcher for takeoff and requires a 150×30 m landing strip that is clear of any obstacles. Its optical sensor is a consumer grade camera (Ricoh GR Digital III) with a charged couple device (CCD) of 10 megapixel resolution and a fixed focal length of 6 mm (either 28 or 35 mm equivalent focal length).

Given that the TLS data must be used for other applications, the Ricoh camera was adapted for near-infrared (NIR) acquisition by removing its red blocking filter and fitting it with a yellow filter (for more information, see Verhoeven, 2008 and Hunt et al., 2010); this

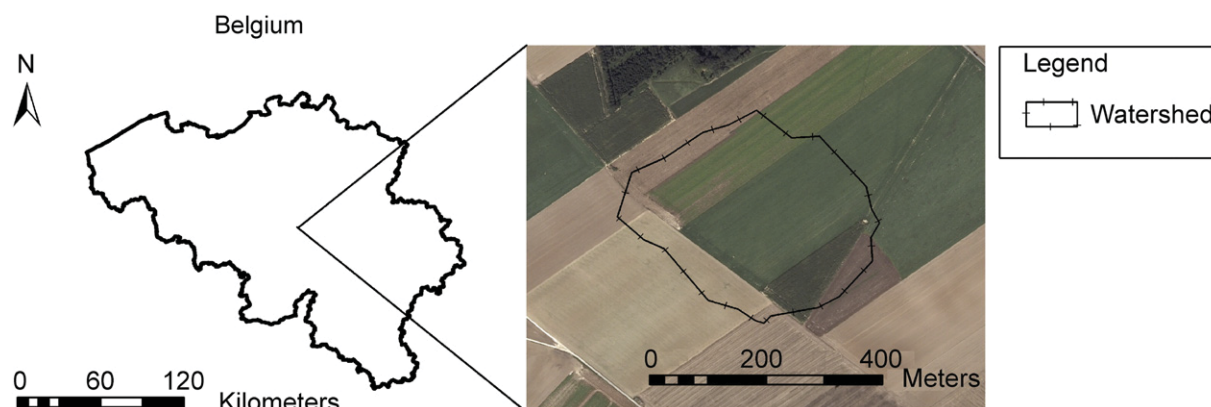


Fig. 1. Orthophotograph of the study site that is located at $50^\circ 34' 33.00'' \text{N}$ and $4^\circ 39' 50.75'' \text{E}$, in the WGS84 reference system. (Source: Service Public de Wallonie, Direction Générale Opérationnelle Agriculture, Ressources Naturelles et Environnement).

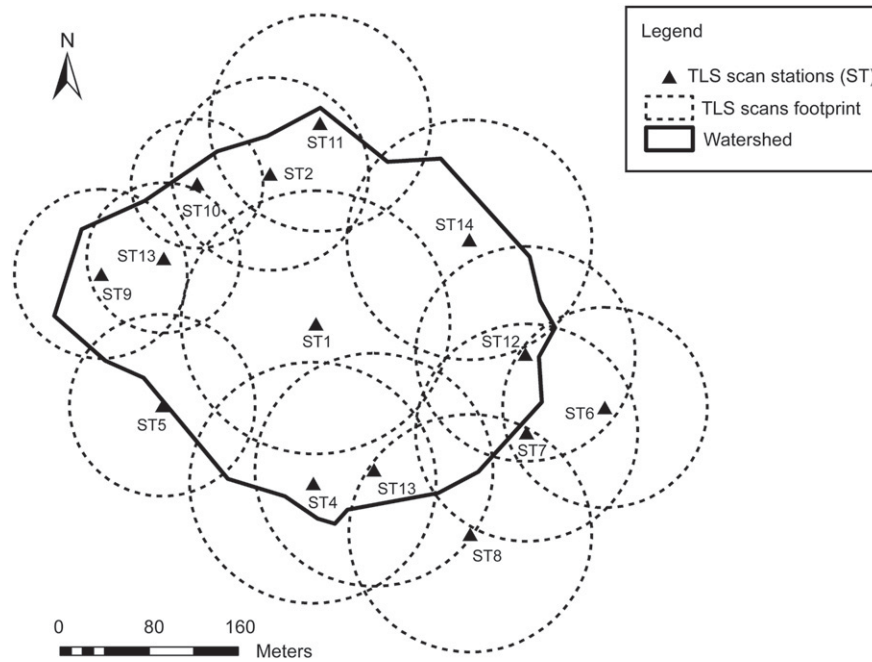


Fig. 2. TLS station footprints on the watershed.

modification did not impact the image processing. The aerial survey was launched on 13 October 2011 under clear skies and moderate wind conditions. Flight authorization was given by the Belgian Civil Aviation Authority. The flight was conducted at a maximum of 100 m above ground level, which corresponds to a pixel spatial resolution (ground sample distance) of 3.3×3.3 cm. The pictures were taken with forward and side overlaps of 80%, which is equivalent to a distance of 25 m between two adjacent images. Ten GCPs were manually placed on the study site and surveyed using a Leica GPS1200 to precisely georeference the resulting DEMs. When the flights were performed, wheat had just been harvested from the plots, except for a small area that was cultivated with a mustard crop ranging in height from ± 10 to ± 20 cm (Fig. 4).

2.3. Data processing

2.3.1. DEM computation and error analysis from TLS data

The 14 scans obtained from the field operations were manually processed in Trimble RealWorks v7 to delete points outside the area of interest. These points were mainly from buildings and trees surrounding the study site. The scan point coordinates (X_{TLS} , Y_{TLS} , Z_{TLS} in Belgian Datum Lambert 72) were exported in a text file for analysis. To compare the scans with the GCPs for error analysis, a raster DEM was computed from each scan in ArcGIS, using the method described by Guarnieri

et al. (2009). The method involved selecting as a pixel value the minimum TLS point elevation within a moving window of a fixed size, which corresponded to the final DEM's spatial resolution. This procedure ensured the selection of a point with a high probability of ground return because the agricultural plots were not free of crops (<10 cm) or crop residues. The window size used in this study was set at 1 m.

We considered the DEM error to be the difference between the given value of a pixel and the true value (Wechsler, 2007). To determine whether a DEM contains errors, the field observations (also referred to as 'true values') must be more accurate than the data collected for the DEM generation. The GCPs were used as references. For a DEM generated from the scan data, the errors are defined by:

$$E_i = Z_{GCP} - Z_{DEM} \quad (i = 1 \dots n) \quad (1)$$

where n is the number of GCPs on the scan footprint, Z_{GCP} corresponds to the elevation of the i -th GCP, and Z_{DEM} is the elevation of the i -th pixel.

According to the U.S. Geological Survey (1997), DEM errors are generally divided into three groups: systematic, blunders or random. If data have been well reviewed before DEM generation, it can be assumed that blunders have largely been removed. In this case, the DEM error can be considered to be the sum of only systematic and random errors.



Fig. 3. Soil tillage on the plots during scanning. (A) Tilled using a moldboard plow (Soil A); the soil surface was free from any crops or crop residues. (B) Tilled using a disk harrow after the wheat harvest (Soil B); the soil surface was covered by crop residues and grass less than 10 cm high. (C) A plot after the sugar beet harvest (Soil C).

Table 1
Soil tillage differences during the scanning operations and the number of points within each scan.

Stations	Number of points within scans	Plot tillage
ST1	185,797	Plowed
ST2	126,798	Plowed
ST3	107,126	Plowed
ST4	150,389	Plowed
ST5	170,852	Plowed
ST6	112,472	After beet harvest
ST7	23,791	After beet harvest
ST8	133,867	After beet harvest
ST9	76,691	Grass (<10 cm)
ST10	61,784	Grass (<10 cm)
ST11	89,180	Grass (<10 cm)
ST12	99,112	Grass (<10 cm)
ST13	58,251	Grass (<10 cm)
ST14	200,852	Grass (<10 cm)

Systematic errors result from the procedures used to generate the DEM and follow fixed patterns that can cause bias or artifacts in the final DEM. When the cause of a systematic error is known, the error can be removed or reduced. Random errors are those that remain in the data when systematic errors and blunders have been removed. Assuming that blunders have been removed from the data, the DEM error can be modeled:

$$E = e + R \tag{2}$$

where E is a random variable that represents all errors, e denotes the systematic error, and R is a random variable that represents the random error.

Given that the structure of agricultural soil is continuously modified by farming activities, setting up the tripod on certain plots was difficult, and the scanner's vertical axis may have moved during the scanning operation, meaning that it might not have been perpendicular to the local horizontal plane. Any change to the Trimble Gx's vertical axis during scanning would have introduced errors in the surveyed points' elevations. Assuming that those spatial errors are linearly correlated with the x and y coordinates, it is possible to detect them in the elevation data of a scan by applying a multivariate linear regression on E_i . The independent variable is e_1 , and the dependent variables are x and y , which correspond to the coordinates of the errors. Then, e_1 is modeled by the linear relationship

$$e_1 = ax + by + c \tag{3}$$

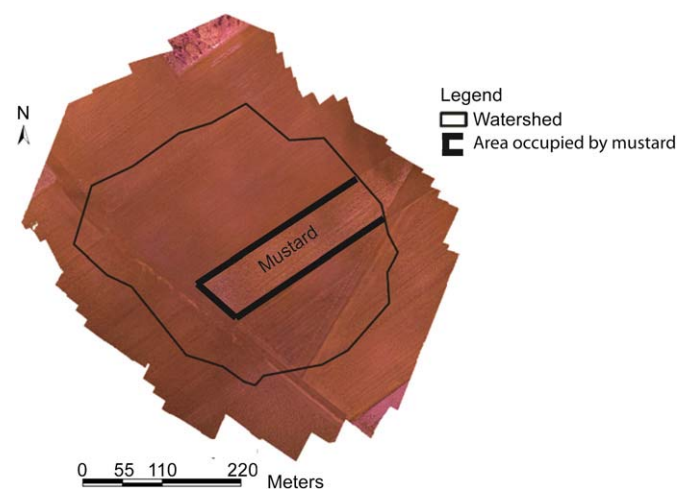


Fig. 4. Location of area cultivated with mustard during the aerial photograph collection with Gatewing X100 UAS.

where a , b and c are constant. The known relationship describing e_1 is used to remove the systematic errors from the scan's elevation data. If the DEM creation process is repeated, we then obtain

$$E' = (e - e_1) + R \tag{4}$$

which is free of any systematic error due to the non-perpendicularity of the scanner's vertical axis with the local horizontal plane.

Because the TLS is mounted on a tripod, the distances to the targets hit by the laser beam vary. For a tripod with a limited height (1–2 m), a target located far from the scanner will be hit by a laser beam that is nearly parallel to the ground's surface. In this configuration, it will likely hit the top of objects in agricultural plots, such as crop residues or ridges, which will introduce error into the elevation scan data. Because this error is correlated with the distance (d) to the TLS position, we calculated the correlation coefficient (ρ) between E' and d . We then conducted a coefficient significance test to test the null hypothesis that $\rho = 0$ (alternative hypothesis: $\rho \neq 0$). When the null hypothesis was not accepted (i.e., E' and d were significantly correlated), the regression line

$$e_2 = a' + b' \times d \tag{5}$$

with a' and b' constants, was determined and used to remove this error from the elevation scan data. We then repeated the DEM creation process and obtained E'' , which theoretically represents only random error.

We ascertained whether the error distribution of each DEM was normal by conducting a normality test. The random error of a DEM is generally assumed to be normally distributed (Parratt, 1961; Topping, 1962; Taylor, 1982). This assumption comes from the central limit theorem, which states that averaging a sufficiently large number of random variables yields a normal distribution (Vanmarcke, 1983; Cassela and Berger, 1990). Therefore, when a variable is considered to be the superposition of several smaller error sources, it can be assumed to be normally distributed (Heuvelink, 1998). A normal distribution has two parameters: the mean (μ) and the standard deviation (σ). In many cases, if the systematic error has been removed, it is reasonable to assume that the mean is zero (Temme et al., 2009).

We first conducted a test of equal variance to compare the error variability between the different scans. We then calculated the mean ($\mu_{E''}$) of E'' and performed a means test to test the null hypothesis. The null hypothesis test is expressed by $\mu_{E''} = 0$ (i.e., the mean random error attributable to farming activity is equal to zero; the alternative hypothesis is $\mu_{E''} \neq 0$). If the null hypothesis was rejected (i.e., the mean was significantly different from 0), the mean was added to the elevation scan data to ensure that the new mean ($\mu_{E''}$) of E''' (calculated from the newly generated DEM) was zero. Fig. 5 shows a flowchart of the method used to address the errors in the TLS point elevations.

After the systematic error had been removed and the mean error was determined to be zero, the 14 corrected scans were merged to obtain a point cloud of the watershed. The method described by Guarnieri et al. (2009) was used to generate a DEM (1 × 1 m spatial resolution) over the area of interest. The remaining holes in the DEM were then filled using the mean values of the surrounding pixels within a 5 × 5 pixel window centered on the pixel of interest. To detect and remove local outliers, we applied the method suggested by Felicísimo (1994) because some erroneous points related to the tops of the crops remained despite the use of a local minimum elevation filter. In this method, the probability of finding a certain elevation value within the neighborhood of a pixel is calculated by comparing the original elevation of a pixel with the values estimated from the neighbors:

$$\delta_i = z_i^{NB} - z_i \tag{6}$$

where δ_i is the difference between the original and estimated values at the i -th pixel, NB is the number of neighbors, z_i^{NB} is the elevation estimated from the NB neighbors, and z_i is the original elevation.

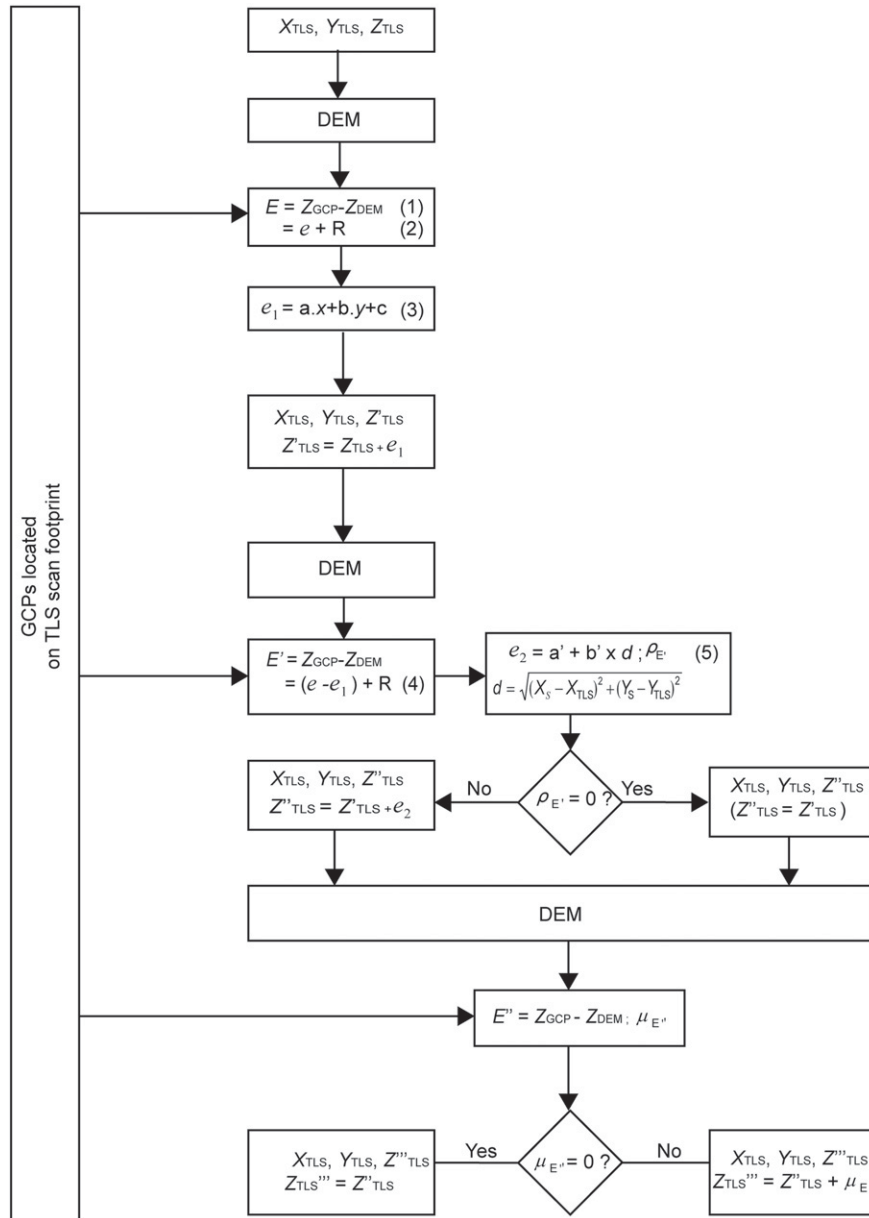


Fig. 5. Flowchart of TLS data processing for error removal.

When δ_i ($i = 1 \dots n$) is determined for every pixel, the overall average and standard deviation (*STD*) ($\bar{\delta}$ and s_{δ}) can be calculated. Assuming a Gaussian distribution of δ_i , Student's t-test can be used to standardize the difference:

$$t_i = (\delta_i - \bar{\delta}) / s_{\delta} \quad i = 1, \dots, n \tag{7}$$

where n is the total number of pixels. An outlier is detected when $|t_i| \geq t_{\alpha/2, \infty}$, and the original erroneous value z_i is then replaced by \hat{z}_i^{NB} for each neighboring i -th pixel. Otherwise, a new value of \hat{z}_i^{NB} is calculated from the neighboring pixels where $|t_i| \geq t_{\alpha/2, \infty}$.

Given the farming activity in the agricultural watershed, most of the error in the DEM might be observable in the field. To detect only the most significant errors, we set the value of α (significance level) to be as low as possible. This value corresponded to 0.001 in the Student's t table, leading to a $t_{\alpha/2, \infty}$ value of 3.291 for a two-tailed test. Using a computation process, the neighbors of i -th pixel were selected within a moving window centered on i . Commonly used window sizes are 3×3 and 5×5 pixels. Often, \hat{z}_i^{NB} is calculated as either the mean of the

neighboring pixel values or as a kriged value. Felicísimo (1994) found that the mean method was simple and sufficient for obtaining an adequate substitution value. In this study, we calculated \hat{z}_i^{NB} as the mean of the neighboring pixels located in a 5×5 window. When a pixel value was detected as an outlier, one or more surrounding pixel values were generally also erroneous. Using a window size of 3×3 in such a case could thereby limit the number of pixel values from which the new, replaced value of \hat{z}_i^{NB} is calculated.

2.3.2. UAS photogrammetry

Approximately 760 aerial images were acquired in a single flight, and a manual interrogation check confirmed that all the images were sharp (i.e., not blurred or over- or under-exposed) and could be used for 3D restitution. For image-based surface reconstruction, we used a similar workflow based on two software packages: the recently launched (commercial) computer vision Agisoft PhotoScan software v0.84 (<http://www.agisoft.ru>) and the open-source toolbox for experimental photogrammetry, MicMac (<http://www.micmac.ign.fr/>), which was developed by the National Geographic Institute of France (NGIF).

The Agisoft PhotoScan software was reviewed by Verhoeven (2011), while MicMac was reviewed by Pierrot Deseilligny and Clery (2011).

Three-dimensional restitution from multi-view imagery is a complex process that requires several steps. The workflow used in this study is outlined in Table 2, where the differences between the two software packages are apparent. Initially, the camera was calibrated to take lens distortion into account. Feature points (e.g., corners or characteristic points) were then extracted from each image using a scale invariant feature transform (SIFT) algorithm (Lowe, 2004). Common feature points (tie points) were then determined for each overlapping image pair and used to compute a relative orientation of the block at low altitude (automatic aerial triangulation by means of bundle adjustment). The image block was then georeferenced using the GCPs (*RMSE* of 0.05 m). Subsequently, a DEM was generated using dense matching algorithms. Prior to 3D restitution, the resolution of the aerial images was reduced to 1:2, leading to a resolution of 6.6 cm GSD for the DEMs produced from each software package. To generate DEMs of 1×1 m resolution, the original DEMs were first converted to a point layer using ArcGIS v10 and setting each grid cell value to the mean elevation of the points within the grid cell.

2.3.3. DEM accuracy assessment and comparison

DEM obtained from the TLS data and UAS were compared with the GCPs, which were considered to be references. We calculated several common parameters to compare DEM accuracy, including *RMSE*, mean error (*ME*), *STD* and mean absolute error (*MAE*). Elevations along a transect were analyzed to determine whether variations in the topography of the agricultural watershed were readily discernible in the UAS photogrammetry and TLS data. A DEM (1×1 m resolution) generated from the GCPs by applying ordinary kriging was used as a reference because it was derived from coarse resolution data and produced a very smooth DEM.

3. Results

3.1. TLS data

Due to farming activities, the TLS points were collected individually without linked targets that could be co-registered to ensure continuity between scans. Coveney and Fotheringham (2011) showed, however, that the co-registration process is not perfect and leads to error of up to 4 cm. In this study, the scan data were analyzed individually to remove systematic errors that could affect data meshing. Table 3 (columns 4 to 6) summarizes the errors that were calculated from the 14 DEMs generated directly from the original TLS elevation points; these elevations were estimated using TLS and were not changed. As the table shows, the number of GCPs differs; scan stations near the center of the watershed had more GCPs. This was expected because the GCPs

were limited to the delineated watershed. The mean errors ranged from -15.5 to 4.8 cm, where negative values imply that the DEM elevations were overestimated and positive values denote underestimation. The negative mean errors were within the range of the errors obtained in many other studies (Guarnieri et al., 2009; Coveney et al., 2010). The positive means, however, were new and were associated with stations located on a plot after the sugar beet harvest (Soil C). This soil structure remained after the harvesting of sugar beets and the soil had been compacted by harvesting vehicles. Many studies have highlighted soil displacement by heavy vehicles during sugar beet harvesting operations (Arvidsson et al., 2000; Trautner and Arvidsson, 2003); therefore, the positive mean errors could have been caused by the soil being compacted by tractor wheels.

These TLS points were therefore underestimated compared with a situation where the soil surface had been plowed or contained some crop residues. The GCP elevations were also collected when the plots were plowed. Plowing preserves nutrients from weeds and previous crops by burying them in the upper layer of the soil; it also aerates the soil and provides good conditions for seeding alternate crops. This operation leads to an upward displacement of the topsoil, resulting in an overestimation of the GCP elevations.

The errors from stations on a soil that was tilled using a moldboard plow (Soil A) had the highest absolute mean errors. Field measurements on this soil were difficult because the soil was loose as a result of plowing. It was difficult to ensure the stability of the tripod when the TLS was rotating. In addition, the tripod height measurements may have contained errors. Given the soil roughness caused by plowing, it was difficult to obtain a topsoil reference from which the tripod height could be measured. In addition to these errors, the overestimation of TLS point elevations on Soil A was also due to the vertical displacement of the soil by plowing. These conditions did not occur on a soil that was tilled using a disk harrow after the wheat harvest (Soil B), which was smoother and provided better stability for the tripod and a more precise measurement of the tripod height. The presence of wheat or grass, however, tended to significantly overestimate the point elevations because the laser beam would hit the crops rather than the soil surface.

Table 3 shows the values of *ME*, *RMSE* and *STD* that were calculated from the DEMs generated after removing the errors associated with the *x* and *y* coordinates from the scan data. *MAE* and *RMSE* therefore decreased given that most of the errors were spatially correlated with *x* and *y*. The results are more impressive for stations on Soil A. The method reduced *RMSE* from initial values of 11.7 to 17.7 cm to only 3.0 to 6.4 cm. Irrespective of soil tillage, the mean errors ranged from -1.5 to 4.8 cm, and the *RMSE* ranged from 3.0 to 8.5 cm. In contrast, this treatment had no significant effect on the *STD* values, which remained nearly unchanged. These results were expected because, theoretically, the variance of $Z_{GCP} - Z_{DEM}$ is equal to the variance of $Z_{GCP} - Z_{DEM} \pm f(x, y)$.

Table 2

Workflow showing the image processing steps using the PhotoScan Agisoft and MicMac software packages.

Process	Description	PhotoScan		MicMac toolbox	
		Tool name	Specificity	Tool name	Specificity
Camera calibration	Modeling of the inner geometry (interior orientation) of the camera	Agisoft Lens	With a set of checkerboard images	Apero	With a set of convergent images of a 3D objet
Feature point extraction	Extraction of point of interest for each image	Align tool	Similar approach than SIFT	Tapioca	SIFT algorithm
Tie point generation	Determining common feature points on image pairs			Apero	Offers much fine control parameterization
Image orientation	Computing simultaneously the poses of each camera and the position of tie points in a relative system (aerotriangulation by means of bundle block adjustment)				
Georeferencing	Transform the relative orientation in absolute orientation	Optimize tool		Bascule	
Surface reconstruction by dense matching	Multi-view geometry restitution by ray intersection	Building geometry	Triangulate the dense cloud points to produce a mesh and then simplify this mesh	MicMac	Multiscale pixel-based matching approach: surface reconstruction is performed from coarse to fine resolution.

Table 3
ME, RMSE and STD calculated from DEMs generated using original TLS scan point elevations, TLS scan point elevations after removing errors correlated with *x* and *y* coordinates, and TLS scan point elevations after removing errors correlated with the distance to the scanner position.

Stations	Soil tillage	Number of GCPs	From original TLS scans			After removing errors correlated with <i>x</i> and <i>y</i> coordinates (1)			After removing (1) and errors correlated with distance to scanner position		
			Mean (cm)	RMSE (cm)	STD (cm)	Mean (cm)	RMSE (cm)	STD (cm)	Mean (cm)	RMSE (cm)	STD (cm)
ST1	A	301	-15.5	16.3	5.1	-4.5	6.4	4.5	0.0	4.0	4.0
ST2	A	228	-16.9	17.7	5.3	0.6	4.5	4.4	0.0	4.4	4.4
ST3	A	194	-11.3	12.2	4.6	-0.7	4.5	4.5	0.0	4.3	4.4
ST4	A	181	-14.5	15.1	4.2	0.0	3.9	3.9	0.0	3.9	4.0
ST5	A	179	-11.0	11.7	4.1	-1.2	3.8	3.6	-1.0	3.8	3.7
ST6	C	137	1.8	3.7	3.2	0.0	3.0	3.1	0.0	3.0	3.0
ST7	C	136	2.9	4.4	3.3	-1.5	3.6	3.2	-1.0	3.6	3.2
ST8	C	154	4.8	6.4	4.4	0.8	4.0	3.9	0.0	3.9	3.9
ST9	B	100	-6.1	10.0	7.9	4.8	8.5	7.0	0.0	6.2	6.2
ST10	B	57	-8.8	10.3	5.5	-2.8	5.5	4.9	0.0	4.6	4.6
ST11	B	73	-3.0	5.7	4.9	0.9	4.5	4.5	0.9	4.5	4.5
ST12	B	51	-4.8	6.2	3.9	1.3	3.9	3.7	0.0	3.4	3.4
ST13	B	64	-4.5	7.7	6.6	0.0	6.5	6.6	0.6	4.5	4.5
ST14	B	232	-0.1	4.6	4.5	0.0	4.1	4.1	0.0	3.9	4.0

Table 3 shows the *ME*, *RMSE* and *STD* of the DEM error after removing errors that were correlated with distance to the scanner position. The mean errors ranged from -1 to 0.9 cm, which is close to 0. Irrespective of soil tillage, only four stations out of 14 had mean errors that were not null. It is worth noting how close the obtained *RMSE* values were to the *STD* values. The systematic error removal methods appear to be optimal. *RMSE* and the estimated variances were calculated with the method of Deakin and Kildea (1999):

$$(RMSE)^2 = \sigma^2 + (\text{estimate of bias})^2 \quad (8)$$

which means that if the bias was removed, *RMSE* and variance should be equal. Conformity tests of the variance to the square of *RMSE* showed that all the variances were equal to their corresponding *RMSE* at a significance level of $\alpha = 0.05$. We can thus conclude that all the biases were successfully removed from the errors computed in the TLS data.

Fig. 6 shows the histograms of the errors obtained after removing the errors that were correlated with the distance to the scanner position. A normality test performed at a significance level of $\alpha = 0.001$ on the errors showed that only the distribution of errors from ST3 could not be considered to be normal. However, given that its histogram could be approximated by a bell-shaped distribution, we assumed that it was normal for the remainder of the analysis.

A test of equal variances at a significance level of $\alpha = 0.001$ (null hypothesis is $H_0: \sigma_{ST1}^2 = \dots = \sigma_{STn}^2$; alternative hypothesis is $H_a: \sigma_{ST1}^2 \neq \dots \neq \sigma_{STn}^2$) performed on the scan data showed that the variances were significantly different. Despite the lack of variance homogeneity, we tested the equality of the mean errors. The mean errors, which ranged from -1 to 0.9 cm, were found to be significantly different given that the equal means test rejected the null hypothesis.

The means were also significantly different. This was confirmed by a means test to determine zero for stations ST5, ST7, ST11 and ST13, where the null hypotheses were all rejected. Non-zero mean errors denote errors that were not correlated with *x* and *y* or with the distance to the scanner position. Only a few stations on the same soil type had mean errors that were not zero. This was the case for stations ST5 on Soil A, ST7 on Soil C, and ST11 and ST13 on Soil B and was likely due to the soil structure, which was not identical from one station to another within the same soil tillage type.

Table 4 shows the calculated parameters after removing the mean errors from the scan data. This process involved only the data from stations ST5, ST7, ST11 and ST13. The values of the errors in Table 4 are identical to the errors remaining after removing the errors that were correlated with the distance to the scanner position, other than the means of stations ST5, ST7, ST11 and ST13, which were previously set

to zero. The mean removal process had no impact on the final *RMSE* because these mean values were very small.

Fig. 7 shows the decrease in *RMSE* as we applied the systematic error removal methods. The final *RMSE* values differed from zero, which indicated differences between the TLS data and the GCPs. Apart from stations ST9 and ST13, the error correlated with *x* and *y* was high and was the largest for the stations on Soil A. On this soil, the error that was correlated with the distance to the scanner position was insignificant (compared with the error that was correlated with *x* and *y*), which differed from stations ST1, where the soil was free of crops or crop residues. This result could be explained by the fact that the ST1 footprint radius was high compared with those of ST2, ST3, ST4 and ST5.

Plowed soils are characterized by successive ridges, which give them a sinusoidal pattern (Fig. 8). Therefore, the area between two successive ridges has a lower elevation that can be obscured by objects in the foreground (i.e., the ridges). Wolf and Dewitt (2000) described these regions as "dead ground". The greater the distance to the scan, the more likely it is that the laser beam will hit the ridge tops, which introduce errors in the TLS point elevation estimations.

Only the errors that were correlated with *x* and *y* were present at the stations on Soil B. This result was expected because the plots were completely free of crops or crop residues that could interrupt the laser beam. In addition, the plot soils had been compacted by sugar beet harvesting vehicles before the collection of the TLS data, leaving the soil surface flat and free of any patterns, such as ridges, that could intercept the laser beam.

Other than ST11, the stations on Soil C presented errors that were correlated with *x* and *y* and with the distance to the TLS position, but these errors were less important than those from the stations on Soil A. Although this soil was tilled, its surface was less patterned. The data collection conditions were more optimal than those on Soil A. The soil surface was less rough, and it was not ridged. The error that was correlated with the distance to the scanner was mainly caused by the presence of crops and crop residues. The decrease in *RMSE* values differed from one station to another, which could be explained by the fact that the plants at each station differed in height, although they were all less than 10 cm.

3.2. Comparison of the DEMs

The DEMs generated from the merged TLS scan data (after they had been processed to remove the systematic errors and non-zero means) and the UAS photogrammetry data were compared with the GCP elevations (Fig. 9). Only a few of the absolute errors from DEM_{TLS} (DEM generated from the TLS data; Fig. 9A) were greater than 15.1 cm.

Approximately 96% of the absolute errors were less than 10 cm, and 99% were less than 15 cm.

For DEM_{PSC} (DEM generated from the UAS data using Agisoft PhotoScan; Fig. 9B), 57% of the absolute errors were less than 10 cm, and 72% were less than 15 cm. The absolute errors greater than 15.1 cm were systematically located near the watershed boundary. The 3D model created with the Agisoft PhotoScan software had a non-linear (parabolic) distortion that overestimated the terrain elevation on the image block border. Although the accuracy of the elevation of the image block center was good, the systematic overvaluation of the terrain increased as the distance from the center increased. This shift has been referred to as the ‘bowl effect’ by some users of Agisoft PhotoScan (e.g., on the Agisoft PhotoScan forum: <http://www.agisoft.ru/forum/>).

As mentioned by Yuan (2009), the reasons for this reduced accuracy on the block border are that the photogrammetric points on the periphery are seen on fewer images and that the intersection angles are relatively small. Therefore, fewer image rays are used to compute the position of the peripheral points, and the intersection angles are lower than the points at the center of the block. In contrast, the DEMs generated with MicMac (DEM_{MCM}; Fig. 9C) do not show a parabolic distortion.

Table 4

ME, RMSE and STD calculated for each scan after removing the mean errors from ST5, ST7, ST11 and ST13 point elevations.

Stations	Soil tillage	Mean (cm)	RMSE (cm)	STD (cm)
ST1	A	0	4.0	4.0
ST2	A		4.4	4.4
ST3	A		4.3	4.4
ST4	A		3.9	4.0
ST5	A		3.8	3.7
ST6	C		3.0	3.0
ST7	C		3.6	3.2
ST8	C		3.9	3.9
ST9	B		6.2	6.2
ST10	B		4.6	4.6
ST11	B		4.5	4.5
ST12	B		3.4	3.4
ST13	B		4.5	4.5
ST14	B		3.9	4.0

In our opinion, this difference results from the camera calibration model; MicMac provides a more precise correction (Brown's distortion model with five coefficients of radial distortion) than Agisoft PhotoScan

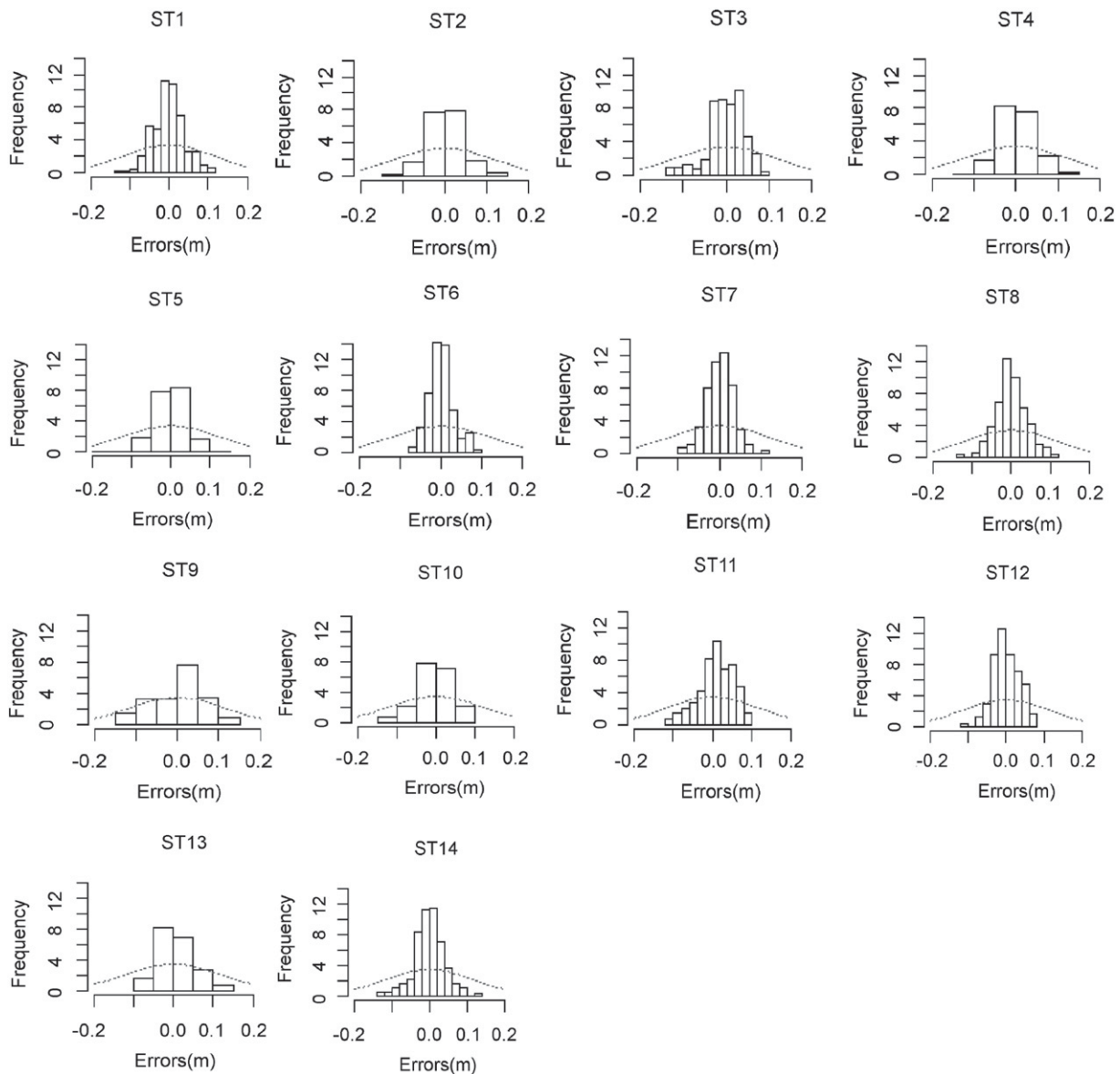


Fig. 6. Histograms of random errors from TLS scans. Dashed lines denote normal distributions computed using mean and the standard deviation.

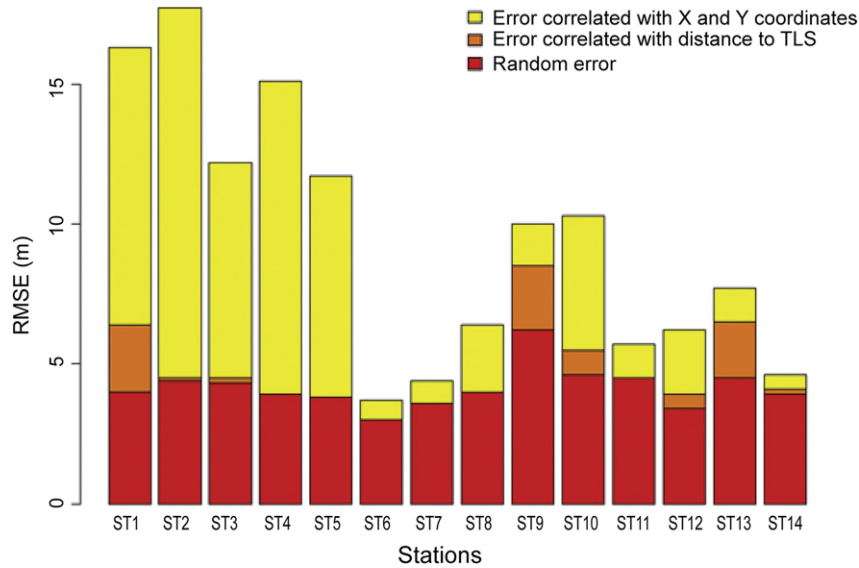


Fig. 7. RMSE values when applying methods for removing errors correlated with x and y coordinates and distance to TLS position.

(Brown's distortion model with three coefficients of radial distortion). Image lens distortion modeling has an important impact on the 3D restitution accuracy, and the Agisoft Lens toolbox does not appear to provide a satisfactory result in terms of camera calibration.

For DEM_{MCM} , 71% of absolute errors were less than 10 cm, and 90% were less than 15 cm. Other than the plot that was occupied by a mustard crop, most of the absolute errors greater than 10 cm were at low elevations. Although the multi-view stereo restitution accuracy depends on many interactive factors, such as image quality, surface complexity, the algorithm used and its parameterization (Egels and Kasser, 2001), the base-to-height ratio is a good indicator of the expected altimetry accuracy. 'Base' is the distance between two adjacent images, and 'height' is the flight height (i.e., the distance between the camera and the ground). The base-to-height ratio indicates the convergence of the imagery's optical rays and thus, implicitly, the accuracy of the parallax measurement (Konecny, 2002). In the study area, the difference between the maximum and minimum elevations was ± 10 m, which is significant.

The small UAS flew at a constant altitude of 100 m above ground level from its takeoff location, and the flight height changed as the relief changed. The base-to-height ratio changed from 0.30 on the upper side of the watershed to 0.25 on the lower side. As shown in Fig. 9C, most of the absolute errors in the area occupied by the mustard crop (Fig. 9D)

ranged from 0.15 to 0.35 cm. The DEM in this area was more of a digital surface model (DSM) than a DEM. The differences between DEM_{GPS} and DEM_{MCM} showed that the crops were high in this area. These differences varied between -5 and -35 cm and had a mean of -18 cm, which confirm that the elevations measured in this area corresponded to the tops of the mustard crop. As observed in the field, this height varied from ± 10 to ± 20 cm. However, the crops were not uniformly distributed on the plot; this explains why some of the differences between DEM_{GPS} and DEM_{MCM} were less than 10 cm.

Table 5 presents some of the statistics related to the DEM errors. As expected from Fig. 9, the DEM_{TLS} is the most accurate of the three models, with an RMSE value of 4.9 cm and an ME value of 0.6 cm. The very small ME value indicates that all the systematic errors had been removed during TLS data processing. The DEM_{PSC} has a greater RMSE value of 13.9 cm, which is nearly five times greater than that of the DEM_{TLS} , which has an ME value of -9.6 cm. A negative or non-zero mean indicates that systematic error was present and that the elevation was generally overestimated by the DEM_{PSC} . This conclusion can also be made for the DEM_{MCM} . The DEMs from the UAS data have a larger range of errors, with maximum absolute values of 52 cm for the DEM_{PSC} and 35 cm for the DEM_{MCM} .

Fig. 10 shows the spatial distribution of the elevation differences between DEM_{TLS} and DEM_{MCM} (Fig. 10A), DEM_{TLS} and DEM_{PSC} (Fig. 10B),

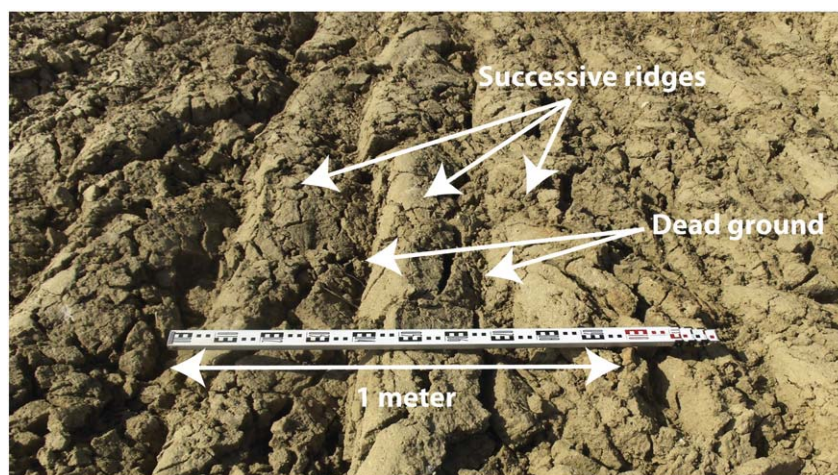


Fig. 8. Illustration of plowed soil's sinusoidal pattern due to the succession of ridges and furrows.

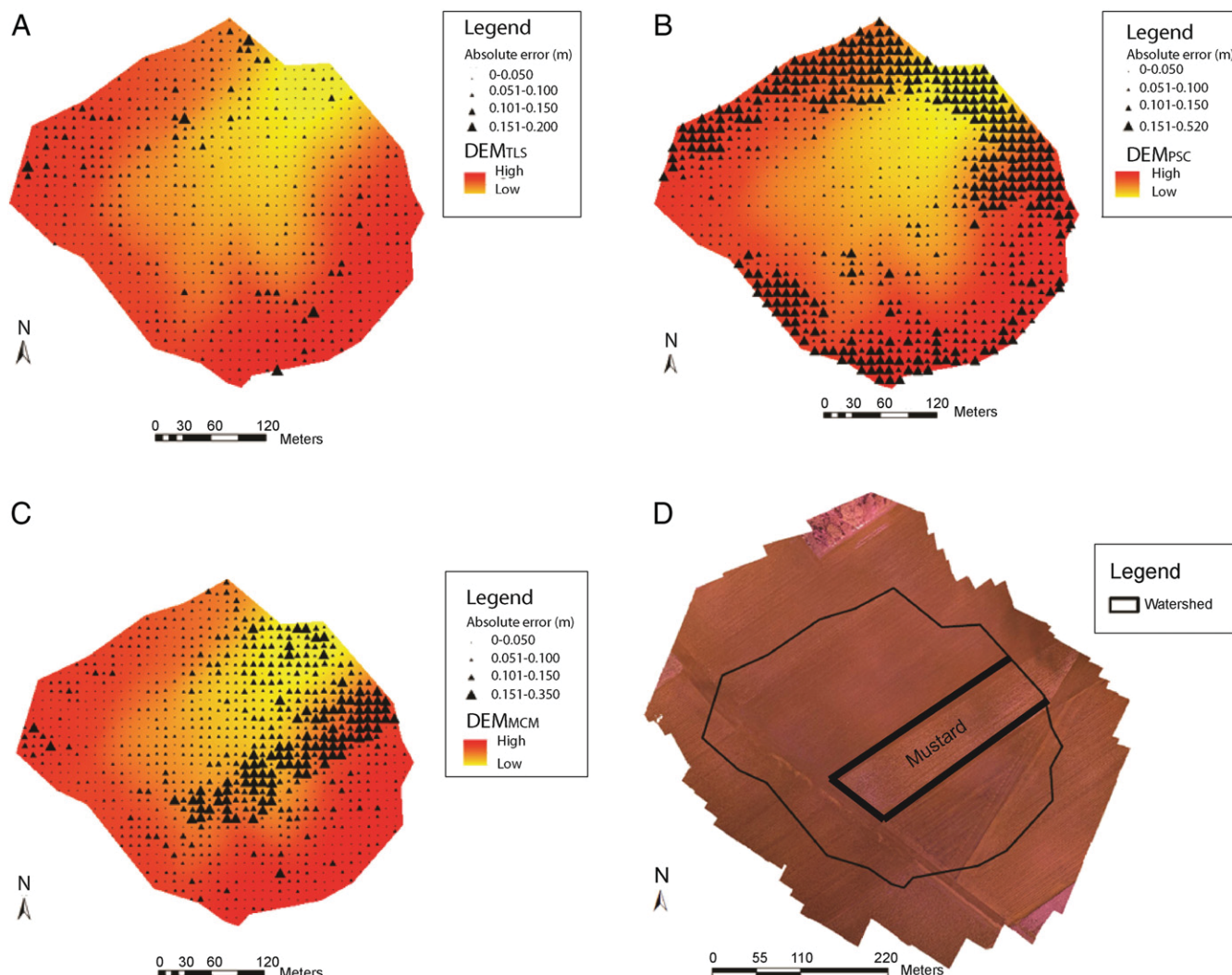


Fig. 9. Absolute errors calculated from DEMs. (A) Errors from a DEM generated from TLS data. (B) Errors generated from UAS data using Agisoft PhotoScan software. (C) Errors generated from UAS data using MicMac software. (D) Location of area cultivated with a mustard crop during UAS aerial photograph collection.

and DEM_{MCM} and DEM_{PSC} (Fig. 10C). Relative to the DEM_{TLS}, the DEM_{PSC} overestimates the elevations on the border of the watershed, with elevation differences that reach -59 cm. In contrast, the elevation differences in the center of the watershed are generally less than -7 cm. This result is specific to the DEM_{PSC} because the elevation differences of the DEM_{MCM} relative to the DEM_{TLS} are generally less than -13 cm except in the area occupied by the mustard crop, where the DEM_{MCM} elevations are higher. The DEM_{MCM} appears to overestimate the elevations in the center of the watershed relative to the DEM_{PSC}, with elevation differences of up to 30 cm.

Fig. 11 compares the elevations of the DEMs generated from the TLS and UAS data and the elevations of DEMs generated using GCPs (DEM_{GCP}) along a transect. The transect (Fig. 11D) was selected so that it

Table 5
Basic statistical parameters calculated from DEM errors.

	DEM _{TLS}	DEM _{PSC}	DEM _{MCM}
DEM resolution (cm)	100		
Minimum (cm)	-18.0	-52.0	-37.0
Maximum (cm)	16.0	10.0	33.0
Absolute mean (cm)	3.7	10.0	7.4
STD (cm)	3.0	9.0	5.5
Mean error (cm)	0.6	-9.6	-6.8
RMSE (cm)	4.9	13.9	9.0

crossed areas where the DEM_{MCM} and DEM_{PSC} showed high absolute errors. Although the DEM_{GCP} profile is very smooth, the high-resolution DEMs (from TLS and UAS data) had rough profiles, highlighting their ability to show the farming activities that modify the microtopography of the plot (Fig. 12). Although the DEMs generated with both technologies (TLS and UAS) are able to reveal soil microtopography, the DEM_{MCM} (Fig. 12A) better reconstructs the individual ridges and furrows, whereas the DEM_{TLS} (Fig. 12B) shows a succession of mounds and depressions.

The transect from the DEM_{TLS} better fits the topography (Fig. 11B). Although the transect crosses many of the stations, there are no discontinuities from one station to another. In contrast, the elevations were overestimated by the DEM_{PSC} along the first and last 100 m of the transect (Fig. 11A), which correspond to the borders of the watershed. The differences decreased as the distance to the transect boundaries increased. The maximum differences were 20 cm at ± 15 m and 37 cm at ± 340 m. The presence of mustard was not indicated in the results obtained from the DEM_{PSC}. In contrast, the DEM_{MCM} transect closely matched the profile from the DEM_{GCP} at ± 130 m. The mean error at this location was -5.8 cm, which is very small. From ± 130 to ± 230 m, the transect was located in the area occupied by mustard. The DEM_{MCM} showed a clear difference from the DEM_{GCP} in this region; it overestimated the elevations, with a maximum difference of -30 cm and a mean difference of -18 cm.

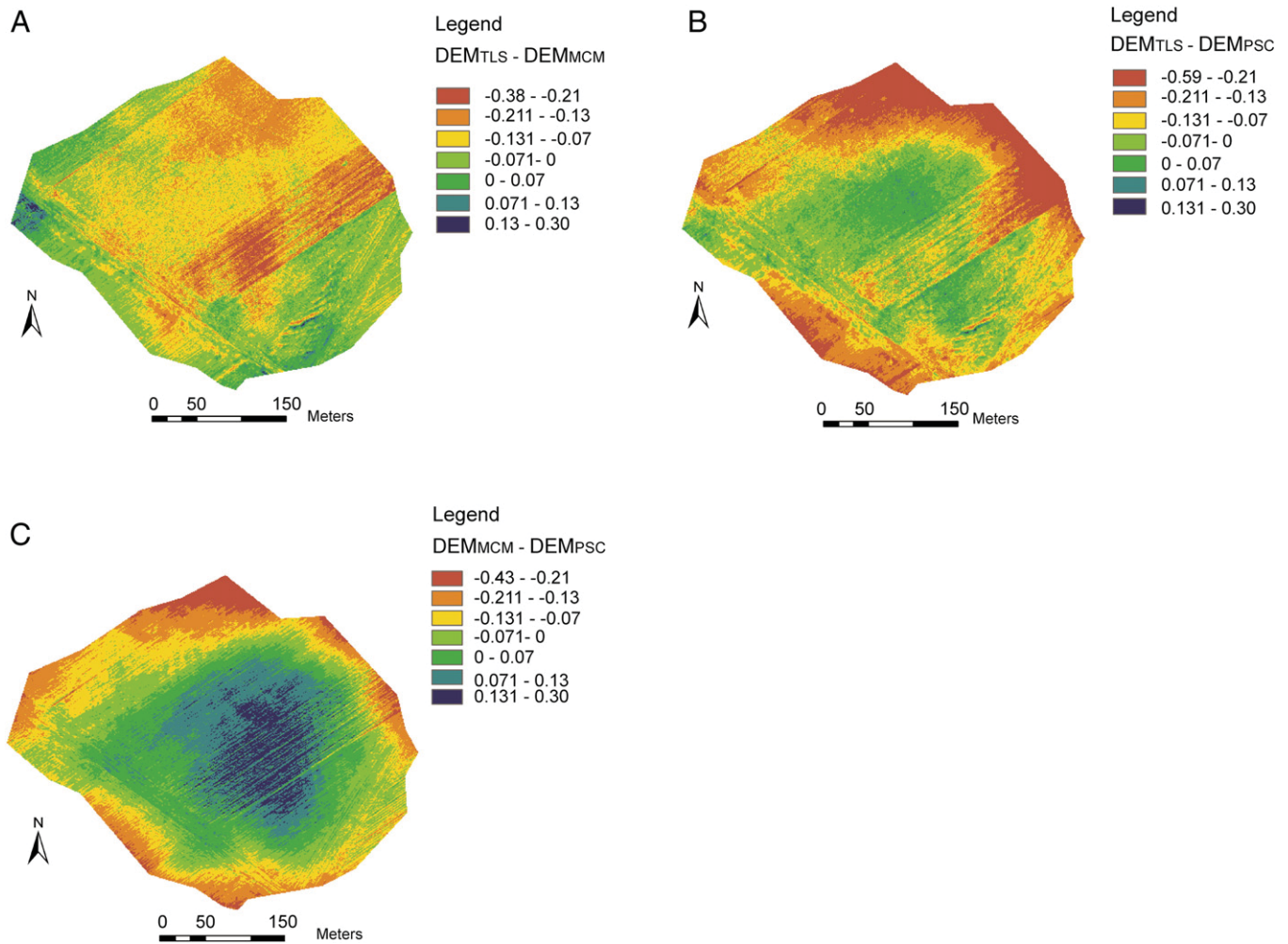


Fig. 10. Spatial distribution of elevation differences between DEMs. (A) Elevation differences between DEM_{TLS} and DEM_{MCM}. (B) Elevation differences between DEM_{TLS} and DEM_{PSC}. (C) Elevation differences between DEM_{MCM} and DEM_{PSC}.

The elevations appeared to be more variable when crops were present. From ± 230 m, the difference between DEM_{MCM} and DEM_{GCP} appeared to be constant, with a mean value of -14 cm, which is, in absolute terms, 8.2 cm greater than the mean value calculated for the first ± 130 m, although the soil surface was precisely the same. These portions of the transect were located on harvested plots, where the soil surface was free of crops and crop residues. The difference of 8.2 cm was most likely due to a decrease in the base-to-height ratio. Future investigations should assess the correlation between flight height and error to quantify the increase in error at low elevations. This could be helpful when choosing an optimal flight height that would minimize the error in the low elevation areas of a watershed.

4. Discussion

According to Schiewe (2000), TLS- and UAS-derived DEMs can be rated highly because their *RMSE* values do not exceed 10 cm. This study is not the first to note the high precision of these technologies. In the past five years, TLS data have been used in many studies as the data source for DEM generation. Despite the presence of obstacles, such as vegetation, the *RMSE* values of DEMs produced from TLS data can be reduced to only a few cm by filtering the data and using statistical processing techniques. Guarnieri et al. (2009) used TLS data to produce a DEM of a tidal marsh that was covered by low and dense vegetation approximately 0.3–1.0 m high. Their results showed that despite the vegetation, a DEM could be produced with a resolution of 1×1 m, a

mean error of approximately -2 cm and an *RMSE* value of 3 cm in sparse vegetation. These values are similar to the results presented in this study (*RMSE* = 4.9 cm, *ME* = 0.6 cm). Therefore, it may be useful to consider TLS data as external validation data for quantifying the magnitude and spatial distribution of errors for DEMs of medium and low resolution DEMs (Coveney et al., 2010).

Most of the studies that have collected TLS data for DEM generation used HDS targets to co-register the scans. According to Coveney and Fotheringham (2011), co-registration errors can be up to 4 cm, which is significant in high-resolution DEMs. Nevertheless, the use of HDS targets on agricultural watersheds remains difficult because of the spatial organization of the parcels; adjacent parcels may belong to different farmers, who could have different crop tillage plans. Therefore, the scans must be surveyed individually. This study introduced a new approach for removing errors caused by not using HDS targets on agricultural watersheds by applying linear regression on the elevation errors. The collection and analysis of the TLS data, however, were time-consuming because GCPs were used on the entire watershed for the statistical analysis to allow for scan meshing. Nevertheless, given the linear behavior of the errors, a decrease in the number of GCPs could lead to similar linear relationships. Further analysis will reveal the optimum number of GCPs.

A comparison of the DEM_{PSC} with the GCPs showed that the errors tended to increase on the watershed border due to the camera calibration model; this error was referred to as the 'bowl effect'. According to Fonstad et al. (2013), the presence of such non-linear distortions in

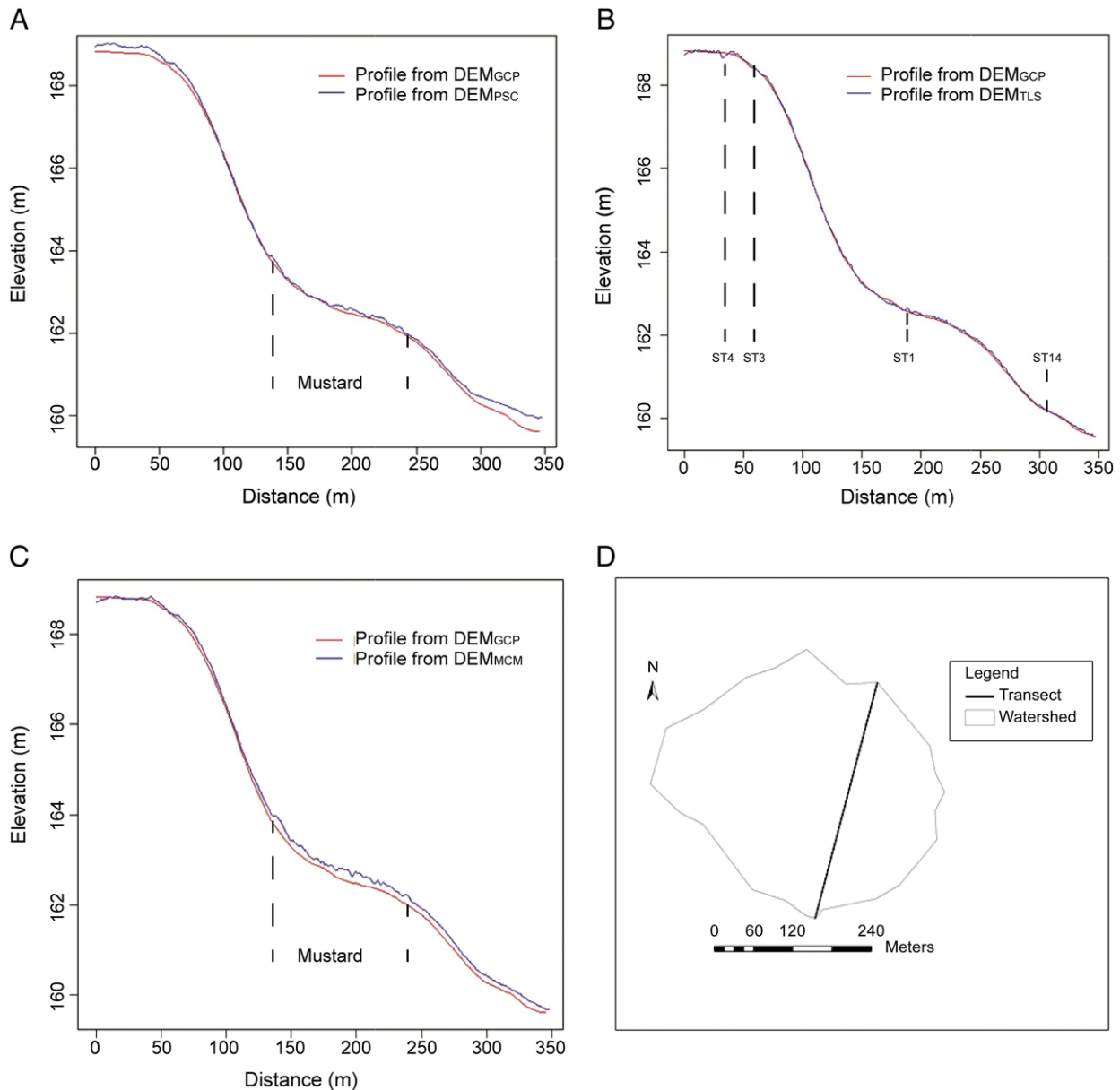


Fig. 11. Elevation evolution along a transect. (A) Profiles from DEM_{GCP} and DEM_{PSC}. (B) Profiles from DEM_{GCP} and DEM_{TLS}. (C) Profiles from DEM_{GCP} and DEM_{MCM}. (D) Location of the transect.

the DEM can severely limit the potential accuracy of structure-from-motion photogrammetry. However, using Brown's distortion model in the MicMac software package, which used five coefficients of radial distortion, we showed that the bowl effect could be largely removed. Therefore, the MicMac package shows great promise for the development of structure-from-motion photogrammetry.

We could have removed the systematic error (i.e., the 'bowl effect') by applying a regression to the differences in elevation between DEM_{PSC} and GCPs. However, unlike the DEM_{TLS}, this error is specific to the camera calibration model in the Agisoft PhotoScan software and is not due to the field conditions (e.g., crops, ridges, and soil structure). In contrast to scanner, the UAS was not in contact with the soil, and the DEM_{PSC} became a complete end product after using the structure-from-motion approach. Moreover, except for a few software packages (e.g., MicMac), the entire process is a black box to the user. Thus, the identification of systematic and random

errors caused by agricultural activities, as we performed with the TLS data, remains difficult to handle.

Data collection was easier with the UAS than with the TLS because it only involved placing 10 GCPs in the field, surveying them with RTK GPS, and launching the data collector. The entire flight was autonomous. The main problem, however, is found in the data processing. The results showed that the use of two software packages could lead to different results. The DEMs generated using the MicMac software appeared to be the most accurate (with an RMSE value of 9 cm vs. 13.9 cm for the DEM generated using Agisoft PhotoScan) and allowed the bare plot and the plot occupied by the mustard crop to be identified. This comparison highlighted the importance of the choice of the UAS data processing tool (i.e., the implemented method).

These results confirmed the conclusion of Vallet et al. (2011), who compared DEMs extracted from UAS data with GCPs surveyed by GPS.

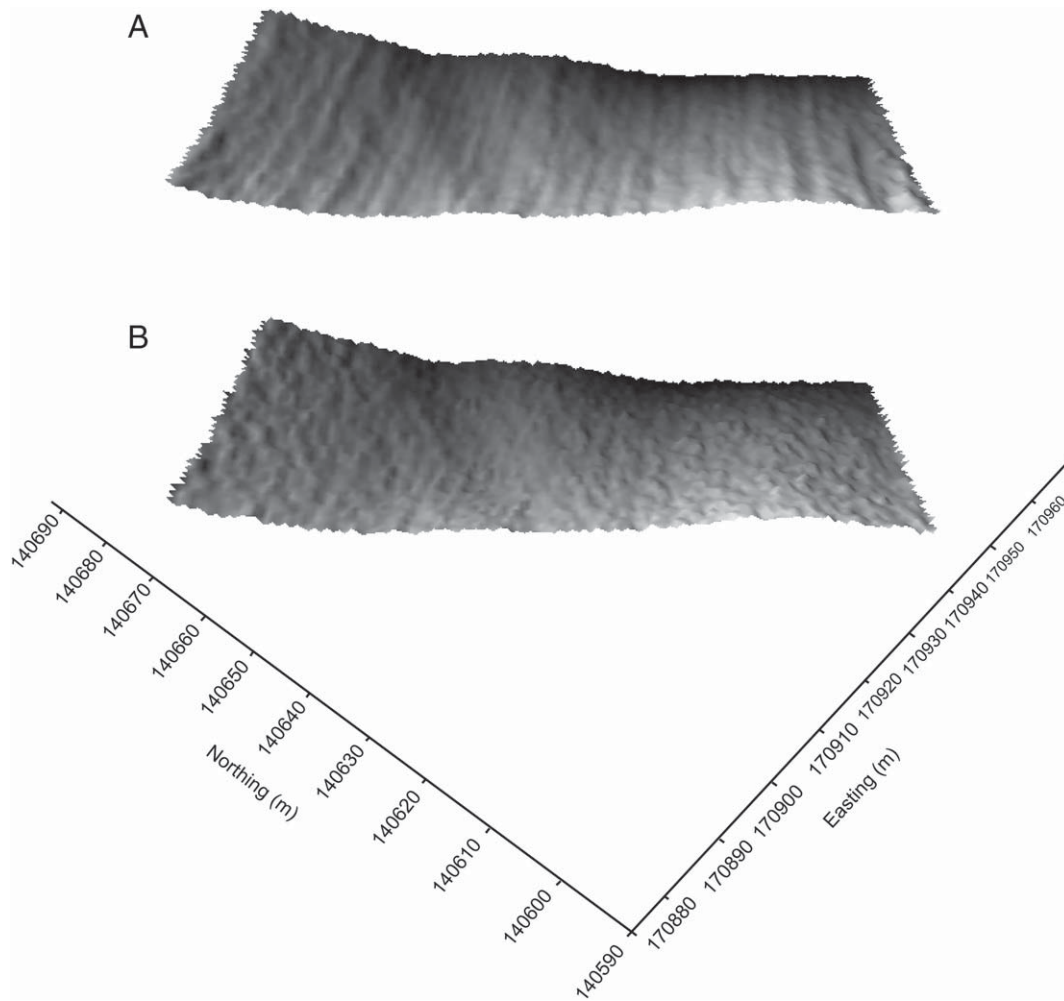


Fig. 12. Magnified images of DEMs showing the detail of a soil microtopography reconstruction. (A) DEM_{TLS} . (B) DEM_{MCM} .

These authors used two commercial software packages to process the images and extracted the DEMs: Pix4D (<http://www.pix4d.com>) and NGATE (<http://www.socetgxp.com>). Their results revealed significant differences between the software packages. For instance, Pix4D provided a mean elevation difference of 4.7 cm and an *STD* value of 9.5 cm, whereas the NGATE results were 11 cm and 26.7 cm, respectively. Nevertheless, the low *RMSE* values obtained with DEMs generated from UAS data in different applications showed that UAS is a promising technology for data acquisition on agricultural watersheds.

Nevertheless, TLS and UAS photogrammetry are not comparable in terms of affordability. The UAS Gatewing X100 technology currently costs approximately 50,000 euros (educational price), including materials and training. The body, which is made of carbon reinforced EPP (Engineered Polymer Product), costs 2500 euros and must be replaced after 50 flights. In contrast, a terrestrial laser scanner can cost two to three times the price of the UAS Gatewing X100. However, we rented the equipment from a private company for 1150 euros (including taxes) per day of surveying. There is no way that UAS photogrammetry is more affordable, even though some UAS systems can cost much less, depending on their complexity.

The ability of UAS data to highlight crop height variability could be helpful for analyzing crop growth and could be used as supplementary data for crop growth models. Many studies have used crop growth models for applications that range from analyzing yield potential and improving pesticide, nutrient and water management to estimating

aboveground dry biomass (Liu et al., 2010; Palosuo et al., 2011; Claverie et al., 2012; Rötter et al., 2012).

Both TLS and UAS photogrammetry represent promising opportunities for collecting high density, fine-resolution topographic data while taking account of microtopographic variability. This is especially apparent in agricultural watersheds where their role in quantifying soil surface depression storage (Planchon et al., 2002; Abedini et al., 2006; Martin et al., 2008), estimating infiltration and runoff (Gascuel-Oudou et al., 1991; Watts and Hall, 1996; Le Bissonnais et al., 1998; Spaan et al., 2005) and calculating soil erosion and deposition (Yang et al., 2009; Gessesse et al., 2010) has been highlighted. Deriving hydrological parameters from high-resolution DEMs generated from such data could allow for the analysis of microtopography at the watershed level.

Agricultural soil microtopography causes ridges and depressions in the generated DEMs. Certain hydrological applications, such as water drainage extraction, require a DEM model that does not have depressions, and this constraint is accepted by many hydrologists as a necessary evil (Wechsler, 2007). Many algorithms have been developed to assign flow directions in depressions; depending on the strategy, depressions are either filled (Jenson and Domingue, 1988; Martz and Jong, 1988; Soille and Gratin, 1994) or carved (Martz and Jong, 1988; Morris and Heerdegen, 1988; Rieger, 1998; Martz and Garbrecht, 1999). Several studies have also used combinations of both strategies (Soille, 2004a,b; Lindsay and Creed, 2005). Many studies have compared different strategies for removing depressions in DEMs and have

shown that depression removal algorithms can impact the extracted final drainage water (Lindsay and Creed, 2005; Zhu et al., 2006; Grimaldi et al., 2007).

Moreover, removing depressions from DEMs assumes that they are artifacts, which is not the case in agricultural watersheds. Therefore, the removal of depressions remains debatable. Few studies have considered depressions as existing features of the terrain (Temme et al., 2006). The use of high-resolution DEMs generated from TLS and UAS data to extract drainages water on agricultural watersheds calls into question the need for depression removal.

5. Conclusion

Farming activities on agricultural watersheds continuously change the microtopography and make the watersheds very difficult to model. The main aims of this study were to investigate the suitability of using TLS and UAS data for generating high-resolution and accurate DEMs of agricultural watersheds and to identify the strengths and weaknesses of both technologies.

The results indicate that TLS data collection was possible on agricultural watersheds, although HDS targets were not used to mesh adjacent TLS scans. All the TLS scan data, however, had to be statistically processed individually using GCPs surveyed by RTK GPS, to remove systematic errors that were correlated with the *x* and *y* coordinates and with the distance to the scanner position. The obtained *RMSE* values showed that the linear relationships applied to remove those errors were optimal because the *RMSE* values of the errors were equal to the *STD* values. Therefore, future work should attempt to use only a few GCPs for the error analysis.

DEMs of agricultural watersheds can be generated from UAS-photogrammetry data using the Agisoft PhotoScan and MicMac software packages. However, the DEM_{PSC} showed greater errors on the watershed border (i.e., the bowl effect) due to the camera calibration model, which used Brown's distortion model with three coefficients of radial distortion rather than the five coefficient used in the model for the DEM_{MCM}.

The error assessment showed that the DEM derived from TLS data was more accurate, with an *RMSE* value of 4.5 cm, than the DEMs derived from UAS photogrammetry data (9.0 cm for the DEM_{MCM} and 13.9 cm for the DEM_{PSC}). However, the DEM_{TLS} failed to reconstruct individual ridges and furrows in the agricultural soil.

References

- Abedini, M.J., Dickinson, W.T., Rudra, R.P., 2006. On depression storage: the effect of DEM spatial resolution. *J. Hydrol.* 318, 138–150.
- Aber, J.S., Aber, S.W., Pavri, F., 2002. Unmanned small-format aerial photography from kites for acquiring large scale, high-resolution, multiview-angle imagery. In: R.S.a.S.I.S. The International Archives of the Photogrammetry (Ed.), Percora 15, Land Satellite Information IV and ISPRS Commission I Conference, Proceedings, Denver, CO, USA.
- Arvidsson, J., Trautner, A., van den Akker, J.J.H., Schjonning, P., 2000. Subsoil compaction caused by heavy sugarbeet harvesters in southern Sweden. II. Soil displacement during wheeling and model computations of compaction. *Soil Tillage Res.* 60, 79–89.
- Barneveld, R.J., Seeger, M., Maalen-Johansen, I., 2013. Assessment of terrestrial laser scanning technology for obtaining high-resolution DEMs of soils. *Earth Surf. Process. Landf.* 38, 90–94.
- Bogner, C., Mirzaei, M., Ruy, S., Huwe, B., 2013. Microtopography, water storage and flow patterns in a fine-textured soil under agricultural use. *Hydrol. Process.* 27, 1797–1806.
- Brinkman, R., O'Neill, C., 2000. LiDAR and photogrammetric mapping. *Mil. Eng.* 605, 56–57.
- Carmi, G., Berliner, P., 2008. The effect of soil crust on the generation of runoff on small plots in an arid environment. *Catena* 74, 37–42.
- Cassela, G., Berger, R., 1990. *Statistical Inference*. Cengage Learning, Pacific Grove.
- Cerdan, O., Souchère, V., Lecomte, V., Couturier, A., Le Bissonnais, Y., 2002. Incorporating soil surface crusting processes in an expert-based runoff model: sealing and transfer by runoff and erosion related to agricultural management. *Catena* 46, 189–205.
- Claverie, M., Demarez, V., Duchemin, B., Hagolle, O., Ducrot, D., Marais-Sicre, C., Dejoux, J., Huc, M., Keravec, P., Béziat, P., Fieuzal, R., Ceschia, E., Dedieu, G., 2012. Maize and sunflower biomass estimation in southwest France using high spatial and temporal resolution remote sensing data. *Remote Sens. Environ.* 124, 844–857.
- Coveney, S., Fotheringham, A.S., 2011. Terrestrial laser scan error in the presence of dense ground vegetation. *Photogramm. Rec.* 26, 307–324.
- Coveney, S., Fotheringham, A.S., Charlton, M., McCarthy, T., 2010. Dual-scale validation of a medium-resolution coastal DEM with terrestrial LiDAR DSM and GPS. *Comput. Geosci.* 36, 489–499.
- Deakin, R.E., Kildea, D.G., 1999. A note on standard deviation and RMS. *Aust. Surv.* 44, 74–79.
- Egels, Y., Kasser, M., 2001. *Digital Photogrammetry*. Taylor & Francis, Bristol.
- Ehlert, D., Heisig, M., 2013. Sources of angle-dependent errors in terrestrial laser scanner-based crop stand measurement. *Comput. Electron. Agric.* 93, 10–16.
- Eisenbeiss, H., 2009. *UAV Photogrammetry*. Phd thesis ETH, Zurich (199 pp.).
- Eisenbeiss, H., Zhang, L., 2006. Comparison of DSMs generated from mini UAV imagery and terrestrial laser scanner in a cultural heritage application. *Int. Arch. Photogramm. Remote. Sens. Spat. Inf. Sci.* XXXVI, 90–97.
- Eitel, J.U.H., Vierling, L.A., Long, D.S., 2010. Simultaneous measurements of plant structure and chlorophyll content in broadleaf saplings with a terrestrial laser scanner. *Remote Sens. Environ.* 114, 2229–2237.
- Eitel, J.U.H., Williams, C.J., Vierling, L.A., Al-Hamdan, O.Z., Pierson, F.B., 2011a. Suitability of terrestrial laser scanning for studying surface roughness effects on concentrated flow erosion processes in rangelands. *Catena* 87, 398–407.
- Eitel, J.U.H., Vierling, L.A., Long, D.S., Hunt, E.R., 2011b. Early season remote sensing of wheat nitrogen status using a green scanning laser. *Agric. For. Meteorol.* 151, 1338–1345.
- Fabris, M., Pesci, A., 2005. Automated DEM extraction in digital aerial photogrammetry: precision and validation for mass movement monitoring. *Ann. Geophys.* 48, 973–988.
- Felicísimo, A.M., 1994. Parametric statistical method for error detection in digital elevation models. *ISPRS J. Photogramm. Remote. Sens.* 49, 29–33.
- Fonstad, M.A., Dietrich, J.T., Courville, B.C., Jensen, J.L., Carbonneau, P.E., 2013. Topographic structure from motion: a new development in photogrammetric measurement. *Earth Surf. Process. Landf.* 38, 421–430.
- Fotinopoulos, V., 2004. Balloon photogrammetry for archaeological surveys. In: R.S.a.S.I.S. International Archives of the Photogrammetry (Ed.), ISPRS Congress, Istanbul, Turkey, pp. 504–507.
- Gascuel-Oudoux, C., Bruneau, P., Curmi, P., 1991. Runoff generation: assessment of relevant factors by means of soil microtopography and micromorphology analysis. *Soil Technol.* 4, 209–219.
- Gessesse, G.D., Fuchs, H., Mansberger, R., Klik, A., Rieke-Zapp, D.H., 2010. Assessment of erosion, deposition and rill development on irregular soil surfaces using close range digital photogrammetry. *Photogramm. Rec.* 25, 299–318.
- Gonzalez-Aguilera, D., Gomez-Lahoz, J., 2009. Forensic terrestrial photogrammetry from a single image. *J. Forensic Sci.* 54, 1376–1387.
- Gooch, M.J., Chandler, J.H., Stojic, M., 1999. Accuracy assessment of digital elevation models generated using the ERDAS Imagine OrthoMAX digital photogrammetric system. *Photogramm. Rec.* 16, 519–531.
- Gordon, S.J., Lichti, D.D., Stewart, M.P., Franke, J., 2003. Structural deformation measurement using terrestrial laser scanners. Proceedings of 11th International FIG Symposium on Deformation Measurements, Santorini Island (Greece).
- Goulette, F., 2009. Relevés laser urbains par systèmes mobiles de cartographie. *Revue XYZ* 119, 21–25.
- Grimaldi, S., Nardi, F., Benedetto, F.D., Istanbuluoglu, E., Bras, R.L., 2007. A physically-based method for removing pits in digital elevation models. *Adv. Water Resour.* 30, 2151–2158.
- Gruen, A., 2012. Development and status of image matching in photogrammetry. *Photogramm. Rec.* 27, 36–57.
- Guarnieri, A., Pirotti, F., Pontin, M., Vettore, A., 2006. 3D surveying for structural analysis applications. Proceedings of 3rd IAG Symposium on Geodesy for Geotechnical and Structural Engineering/12th FIG Symposium on Deformation Measurement, Baden (Austria).
- Guarnieri, A., Vettore, A., Pirotti, F., Menenti, M., Marani, M., 2009. Retrieval of small-relief marsh morphology from Terrestrial Laser Scanner, optimal spatial filtering, and laser return intensity. *Geomorphology* 113, 12–20.
- Haala, N., Cramer, M., Weimer, F., Trittl, M., 2011. Performance test on UAV-based photogrammetric data collection. In: R.S.a.S.I.S. International Archives of the Photogrammetry (Ed.), Conference on Unmanned Aerial Vehicle in Geomatics, Zurich, Switzerland, pp. 1–6.
- Hammad, A.H.A., Børresen, T., Haugen, L.E., 2006. Effects of rain characteristics and terracing on runoff and erosion under the Mediterranean. *Soil Tillage Res.* 87, 39–47.
- Hardin, P.J., Jensen, R.R., 2011. Small-scale unmanned aerial vehicles in environmental remote sensing: challenges and opportunities. *GISci. Remote Sens.* 48, 99–111.
- Henry, J.B., Malet, J.P., Maquaire, O., Grussenmeyer, P., 2002. The use of small-format and low-altitude aerial photos for realization of high-resolution DEMs in mountainous areas: application to the Super-Sauze earthflow (Alpes-de-Haute-Provence, France). *Earth Surf. Process. Landf.* 27, 1339–1350.
- Herbin, T., 2012. Nivellement par balayage laser. *Revue XYZ* 132, 41–46.
- Heuvelink, G.B.M., 1998. *Error Propagation in Environmental Modeling with GIS*. Taylor & Francis, London.
- Hirano, A., Welch, R., Lang, H., 2003. Mapping from ASTER stereo image data: DEM validation and accuracy assessment. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 57, 356–370.
- Hladik, C., Alber, M., 2012. Accuracy assessment and correction of a lidar-derived salt marsh digital elevation model. *Remote Sens. Environ.* 121, 224–235.
- Höhle, J., 2009. Dem generation using a digital large-format frame camera. *Photogramm. Eng. Remote. Sens.* 75, 87–93.
- Huising, E.J., Gomes Pereira, L.M., 1998. Errors and accuracy estimates of laser data acquired by various laser scanning systems for topographic applications. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 53, 245–261.

- Hunt, E.R., Hively, W.D., Fujikawa, S.J., Linden, D.S., Daughtry, C.S.T., McCarty, G.W., 2010. Acquisition of NIR-green-blue digital photographs from unmanned aircraft for crop monitoring. *Remote Sens.* 2, 290–305.
- James, M.R., Robson, S., 2012. Straightforward reconstruction of 3D surfaces and topography with a camera: accuracy and geoscience application. *J. Geophys. Res. Earth Surf.* 117, F03017 (10.1029/2011JF002289).
- Jenson, S.K., Domingue, J.O., 1988. Extracting topographic structure from digital elevation data for geographic information system analysis. *Photogramm. Eng. Remote. Sens.* 54, 1593–1600.
- Jütte, K., 2008. Vergleich verschiedener low-cost Luftbildaufnahmesysteme sowie Einsatz von Drohnen: Grenzen und Möglichkeiten. Bayerische Landesanstalt für Wald und Forstwirtschaft. Der gepixelte Wald – Fachtagung zur Forstlichen Fernerkundung.
- Kersten, T., Mechelke, K., Lindstaedt, M., Sternberg, H., 2008. Geometric accuracy investigation of the latest terrestrial laser scanning systems. FIG Working Week, Stockholm.
- Konecny, G., 2002. Geoinformation: Remote Sensing, Photogrammetry and Geographic Information Systems, Second edition. Taylor & Francis, London.
- Kung, O., Strecha, C., Beyeler, A., Zufferey, J.-C., Floreano, D., Fua, P., Gervais, F., 2011. The accuracy of automatic photogrammetric techniques on ultra-light UAV imagery. *Int. Arch. Photogramm. Remote. Sens. Spat. Inf. Sci.* XXXVIII, 1–7.
- Landes, T., Grussenmeyer, P., 2011. Les principes fondamentaux de la lasergrammétrie terrestre: systèmes et caractéristiques. *Revue XYZ* 128, 37–49.
- Lane, S.N., James, T.D., Crowell, M.D., 2000. Application of digital photogrammetry to complex topography for geomorphological research. *Photogramm. Rec.* 16, 793–821.
- Le Bissonnais, Y., Benkhadra, H., Chaplot, V., Fox, D., King, D., Daroussin, J., 1998. Crusting, runoff and sheet erosion on silty loamy soils at various scales and upscaling from m² to small catchments. *Soil Tillage Res.* 46, 69–80.
- Le Bissonnais, Y., Cerdan, O., Lecomte, V., Benkhadra, H., Souchère, V., Martin, P., 2005. Variability of soil surface characteristics influencing runoff and interrill erosion. *Catena* 62, 111–124.
- Leica Geosystems, 2008. Leica GPS1200 User Manual.
- Lindsay, J.B., Creed, I.F., 2005. Removal of artefact depressions from digital elevation models: towards a minimum impact approach. *Hydrol. Process.* 19, 3113–3126.
- Liu, J., Pattey, E., Miller, J.R., McNairn, H., Smith, A., Hu, B., 2010. Estimating crop stresses, aboveground dry biomass and yield of corn using multi-temporal optical data combined with a radiation use efficiency model. *Remote Sens. Environ.* 114, 1167–1177.
- Lowe, D.G., 2004. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *Int. J. Comput. Vis.* 60, 91–110.
- Martin, Y., Valeo, C., Tait, M., 2008. Centimetre-scale digital representations of terrain and impacts on depression storage and runoff. *Catena* 75, 223–233.
- Martz, L.W., Garbrecht, J., 1999. An outlet breaching algorithm for the treatment of closed depressions in a raster DEM. *Comput. Geosci.* 25, 835–844.
- Martz, L.W., Jong, E.d., 1988. CATCH: a FORTRAN program for measuring catchment area from digital elevation models. *Comput. Geosci.* 14, 627–640.
- Mitas, L., Mitasova, H., 1999. Spatial interpolation. In: Longley, P.A., Rhind, D.W., Goodchild, M.F., Maguire, D.J. (Eds.), *Geographical Information Systems: Principles, Techniques, Management and Applications*. John Wiley & Sons, Chichester, pp. 481–492.
- Morris, D.G., Heerdegen, R.G., 1988. Automatically derived catchment boundaries and channel networks and their hydrological applications. *Geomorphology* 1, 131–141.
- Nelson, A., Reuter, H.I., Gessler, P., 2009. DEM production methods and sources. *Geomorphometry: concepts, software, applications. Developments in Soil Science*, 33, pp. 65–85.
- Niethammer, U., Rothmund, S., James, M.R., Tranelletti, J., Joswig, M., 2010. UAV-based remote sensing of landslide. *Int. Arch. Photogramm. Remote. Sens. Spat. Inf. Sci.* 38, 496–501.
- Niewinski, M., 2004. Distributed Monte Carlo simulation of a dynamic expansion system. *Vacuum* 73, 257–261.
- Palosuo, T., Kersebaum, K.C., Angulo, C., Hlavinka, P., Moriondo, M., Olesen, J.E., Patil, H.R., Ruget, F., Rumbaur, C., Takac, J., Trnka, M., Bindi, M., Caldag, B., Ewert, F., Ferrise, R., Mirschel, W., Saylan, L., Siska, B., Rötter, R., 2011. Simulation of winter wheat yield and its variability in different climates of Europe: a comparison of eight crop growth models. *Eur. J. Agron.* 35, 103–114.
- Parratt, L.G., 1961. *Probability and Experimental Errors in Science: An Elementary Survey*. Wiley, New York.
- Perroy, R.L., Bookhagen, B., Asner, G.P., Chadwick, O.A., 2010. Comparison of gully erosion estimates using airborne and ground-based LiDAR on Santa Cruz Island, California. *Geomorphology* 118, 288–300.
- Peucker, T.K., Fowler, R.J., Little, J.J., Mark, D.M., 1978. The triangulated irregular network. *Proceedings: American Society of Photogrammetry, Digital Terrain Models Symposium*, St. Louis, Missouri, pp. 516–540.
- Pierrot Deseilligny, M., Clery, I., 2011. Apero, an open source bundle adjustment software for automatic calibration and orientation of set of images. *Int. Arch. Photogramm. Remote. Sens. Spat. Inf. Sci.* XXXVIII, 113–124.
- Planchon, O., Esteves, M., Silvera, N., Lapetite, J.-M., 2002. Microrelief induced by tillage: measurement and modelling of surface storage capacity. *Catena* 46, 141–157.
- Rai, R.K., Upadhyay, A., Singh, V.P., 2010. Effect of variable roughness on runoff. *J. Hydrol.* 382, 115–127.
- Reyniers, M., Maertens, K., Vrindts, E., De Baerdemaeker, J., 2006. Yield variability related to landscape properties of a loamy soil in central Belgium. *Soil Tillage Res.* 88, 262–273.
- Rieger, W., 1998. A phenomenon-based approach to upslope contributing area and depressions in DEMs. *Hydrol. Process.* 12, 857–872.
- Ries, J.B., Marzolf, I., 2003. Monitoring of gully erosion in the Central Ebro Basin by large-scale aerial photography taken from a remotely controlled blimp. *Catena* 50, 309–328.
- Rodríguez-Caballero, E., Cantón, Y., Chamizo, S., Afana, A., Solé-Benet, A., 2012. Effects of biological soil crusts on surface roughness and implications for runoff and erosion. *Geomorphology* 145–146, 81–89.
- Rosatto, H.G., Tolon-Becerra, A., Botta, G., Presutti, M.E., 2011. Runoff estimation in small rural watersheds using DEMs in North West of Argentina. *Soil Tillage Res.* 112, 8–17.
- Rötter, R.P., Palosuo, T., Kersebaum, K.C., Angulo, C., Bindi, M., Ewert, F., Ferrise, R., Hlavinka, P., Moriondo, M., Nendel, C., Olesen, J.E., Patil, H.R., Ruget, F., Takac, J., Trnka, M., 2012. Simulation of spring barley yield in different climatic zones of Northern and Central Europe: a comparison of nine crop models. *Field Crop Res.* 133, 23–36.
- Salvador-Blanes, S., Cornu, S., Couturier, A., King, D., Macaire, J.-J., 2006. Morphological and geochemical properties of soil accumulated in hedge-induced terraces in the Massif Central, France. *Soil Tillage Res.* 85, 62–77.
- Sasal, M.C., Castiglioni, M.G., Wilson, M.G., 2010. Effect of crop sequences on soil properties and runoff on natural-rainfall erosion plots under no tillage. *Soil Tillage Res.* 108, 24–29.
- Schiewe, J., 2000. Improving the integration of digital surface models. *Int. Arch. Photogramm. Remote. Sens. Spat. Inf. Sci.* XXXIII, 807–814.
- Smith, S.E., 2005. Topographic mapping. In: Grundwald, S. (Ed.), *Environmental Soil-landscape Modeling: Geographic Information Technologies and Pedometrics*. CRC Press, New York, pp. 155–182.
- Smith, M.J., Chandler, J., Rose, J., 2009. High spatial resolution data acquisition for the geosciences: kite aerial photography. *Earth Surf. Process. Landf.* 34, 155–161.
- Smith, M.W., Cox, N.J., Bracken, L.J., 2011. Terrestrial laser scanning soil surfaces: a field methodology to examine soil surface roughness and overland flow hydraulics. *Hydrol. Process.* 25, 842–860.
- Snaveily, N., Seitz, S., Szeliski, R., 2008. Modeling the world from internet photo collections. *Int. J. Comput. Vis.* 80, 189–210.
- Soille, P., 2004a. Morphological carving. *Pattern Recogn. Lett.* 25, 543–550.
- Soille, P., 2004b. Optimal removal of spurious pits in grid digital elevation models. *Water Resour. Res.* 40, W12509 (10.1029/2004WR003060).
- Soille, P., Gratin, C., 1994. An efficient algorithm for drainage network extraction on DEMs. *J. Vis. Commun. Image Represent.* 5, 181–189.
- Spaan, W.P., Sikkink, A.F.S., Hoogmoed, W.B., 2005. Vegetation barrier and tillage effects on runoff and sediment in an alley crop system on a Luvisol in Burkina Faso. *Soil Tillage Res.* 83, 194–203.
- Svoray, T., Markovitch, H., 2009. Catchment scale analysis of the effect of topography, tillage and unpaved roads on ephemeral gully incision. *Earth Surf. Process. Landf.* 34, 1970–1984.
- Taconet, O., Ciarletti, V., 2007. Estimating soil roughness indices on a ridge-and-furrow surface using stereo photogrammetry. *Soil Tillage Res.* 93, 64–76.
- Taconet, O., Vannier, E., Le Hégarat-Masclé, S., 2010. A contour-based approach for clods identification and characterization on a soil surface. *Soil Tillage Res.* 109, 123–132.
- Takken, I., Govers, G., Jetten, V., Nachtergaele, J., Steegen, A., Poesen, J., 2001a. Effects of tillage on runoff and erosion patterns. *Soil Tillage Res.* 61, 55–60.
- Takken, I., Jetten, V., Govers, G., Nachtergaele, J., Steegen, A., 2001b. The effect of tillage-induced roughness on runoff and erosion patterns. *Geomorphology* 37, 1–14.
- Taylor, J.R., 1982. *An Introduction to Error Analysis: The Study of Uncertainties in Physical Measurements*. University Science Book, Mill Valley.
- Temme, A.J.A.M., School, J.M., Veldkamp, A., 2006. Algorithm for dealing with depressions in dynamic landscape evolution models. *Comput. Geosci.* 32, 452–461.
- Temme, A.J.A.M., Heuvelink, G.B.M., School, J.M., Claessens, L., 2009. Geostatistical simulation and error propagation in geomorphometry. In: Hengl, T., Reuter, H.I. (Eds.), *Geomorphometry: concept, software, applications. Development in Soil Science*. Elsevier, Amsterdam, pp. 121–140.
- Topping, J., 1962. *Errors of Observation and Their Treatment*. Chapman and Hall, London.
- Trautner, A., Arvidsson, J., 2003. Subsoil compaction caused by machinery traffic on a Swedish Eutric Cambisol at different soil water contents. *Soil Tillage Res.* 73, 107–118.
- U.S. Geological Survey, 1997. *Standards for Digital Elevation Models, Part 1: General, Part 2: Specifications, Part 3: Quality Control*. In: U.S.D.o.t. Interior (Ed.), U.S. Geological Survey, Washington, DC.
- Vallet, J., Panissod, F., Strecha, C., Tracol, M., 2011. Photogrammetric performance of an ultra light weight swinglet “UAV”. *Int. Arch. Photogramm. Remote. Sens. Spat. Inf. Sci.* XXXVIII, 1–7.
- Vanmarcke, E., 1983. *Random Fields: Analysis and Synthesis*. MIT Press, Cambridge.
- Verhoeven, G., 2008. Imaging the invisible using modified digital still cameras for straightforward and low-cost archaeological near-infrared photography. *J. Archaeol. Sci.* 35, 3087–3100.
- Verhoeven, G., 2011. Taking computer vision aloft – archaeological three-dimensional reconstructions from aerial photographs with PhotoScan. *Archaeol. Prospect.* 18, 67–73.
- Vozikis, G., Haring, A., Vozikis, E., Kraus, K., 2004. Laser scanning: a new method for recording and documentation in archaeology. *The Olympic spirit in Surveying*, Athens (Greece).
- Warner, W.S., 1995. Mapping a three-dimensional soil surface with hand-held 35 mm photography. *Soil Tillage Res.* 34, 187–197.
- Watts, D.W., Hall, J.K., 1996. Tillage and application effects on herbicide leaching and runoff. *Soil Tillage Res.* 39, 241–257.
- Watts, A.C., Ambrosia, V.G., Hinkley, E.A., 2012. Unmanned aircraft systems in remote sensing and scientific research: classification and considerations of use. *Remote Sens.* 4, 1671–1692.
- Webster, R., Olivier, M.A., 2007. *Geostatistics for Environmental Scientists*, 2nd edition.
- Wechsler, S.P., 2007. Uncertainties associated with digital elevation models for hydrologic applications: a review. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 11, 1481–1500.
- Wehr, A., Lohr, U., 1999. Airborne laser scanning: an introduction and overview. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 54, 68–82.

- Westoby, M.J., Brasington, J., Glasser, N.F., Hambrey, M.J., Reynolds, J.M., 2012. 'Structure-from-Motion' photogrammetry: a low-cost, effective tool for geoscience applications. *Geomorphology* 179, 300–314.
- Wilson, G.V., McGregor, K.C., Boykin, D., 2008. Residue impacts on runoff and soil erosion for different corn plant populations. *Soil Tillage Res.* 99, 300–307.
- Wolf, P.R., Dewitt, B.A., 2000. *Elements of Photogrammetry with Application in GIS*. McGraw-Hill, New York.
- Yang, J.-L., Zhang, G.-L., Shi, X.-Z., Wang, H.-J., Cao, Z.-H., Ritsema, C.J., 2009. Dynamic changes of nitrogen and phosphorus losses in ephemeral runoff processes by typical storm events in Sichuan Basin, Southwest China. *Soil Tillage Res.* 105, 292–299.
- Yuan, X., 2009. Quality assessment for GPS-supported bundle block adjustment based on aerial digital frame imagery. *Photogramm. Rec.* 24, 139–156.
- Zhang, C., 2008. An UAV-based photogrammetric mapping system for road condition assessment. In: R.S.a.S.I.S. *The International Archives of the Photogrammetry (Ed.)*, ISPRS Congress, Beijing, China, pp. 627–631.
- Zhao, L., Liang, X., Wu, F., 2013. Soil surface roughness change and its effect on runoff and erosion on the Loess Plateau of China. *J. Arid. Land* 1–10.
- Zhu, Q., Tian, Y., Zhao, J., 2006. An efficient depression processing algorithm for hydrologic analysis. *Comput. Geosci.* 32, 615–623.

Chapitre 4

Using Monte Carlo simulation for modeling uncertainty of runoff flow path from high resolution DEM of a small agricultural watershed

4.1 La méthode de Monte Carlo pour propager les erreurs du MNT

1 Introduction

La méthode de Monte Carlo considère le MNT comme une réalisation parmi d'autres. Une valeur d'altitude attribuée à une maille du MNT est alors représentée par la somme d'une constante et d'une variable aléatoire dont la fonction de distribution est bien déterminée. Par un processus stochastique, on peut ainsi simuler une valeur d'altitude probable pour la maille. Lorsque le processus est répété plusieurs fois pour toutes les mailles du MNT, on observe alors des réalisations probables du MNT (Burrough and McDonnell, 1998), et in fine, des réalisations probables des axes de ruissellement en appliquant les algorithmes de suppression des dépressions fermées et les algorithmes d'extraction du sens d'écoulement de l'eau. La méthode de Monte Carlo est dépendante de la fonction de distribution utilisée pour générer les valeurs d'altitudes des mailles.

La définition de la fonction de distribution passe par la caractérisation d'un modèle aléatoire d'erreurs du MNT qui donne la variance et l'autocorrélation spatiale des erreurs liées au MNT. Ce modèle d'erreurs peut être utilisé pour estimer l'erreur du MNT en une maille donnée. Ce modèle est établi à partir de l'analyse statistique des différences entre les altitudes de points de contrôle (considérés comme la vérité terrain), et les altitudes des mailles correspondantes dans le MNT.

Ce paragraphe a pour objectif de donner une description détaillée de la méthode de Monte Carlo et doit permettre au lecteur de comprendre les différentes étapes qui permettent de générer en utilisant un processus stochastique, des réalisations probables d'un MNT.

2 Caractéristiques du modèle d'erreurs

L'utilisation d'un modèle d'erreurs nécessite l'estimation des paramètres qui le caractérisent. Ces paramètres sont l'écart-type et la moyenne des erreurs ainsi que le corrélogramme (ou le variogramme). Pour cela, l'hypothèse de la stationnarité au second ordre et de l'ergodicité¹ de la fonction de distribution du modèle d'erreurs est acceptée car sans cette hypothèse, l'estimation des paramètres du modèle d'erreurs reste quasi impossible (Temme et al., 2009). Une fonction aléatoire $Z(x)$ est dite stationnaire au second ordre si elle satisfait les conditions énoncées en (1):

$$\begin{cases} E(Z(x)) = m \\ E([Z(x) - m][Z(x+h) - m]) = C(h) \end{cases} \quad (1)$$

Avec m une constante, et $C(h)$ la fonction de covariance.

Cela implique que son espérance mathématique soit constante, et que la fonction de covariance dépende uniquement de la distance h . Le modèle d'erreurs doit également considérer l'autocorrélation des erreurs dans un MNT car lorsque l'élévation d'une maille est surestimée, les élévations de leurs voisines le seront également (Temme et al., 2009). En acceptant les hypothèses précédemment évoquées, le corrélogramme du modèle d'erreurs

¹ Une fonction aléatoire est dite ergodique (selon sa moyenne) lorsque la moyenne de ses réalisations tend vers son espérance mathématique si le nombre de réalisations tend vers l'infini. Chilès, J., Delfiner, P., 2012. Geostatistics: Modeling Spatial Uncertainty. Wiley series in probability and statistics. John Wiley & Sons, Hoboken.

reste uniquement une fonction de la distance et en général l'hypothèse d'isotropie est acceptée afin de simplifier l'utilisation du modèle d'erreurs dans la simulation de Monte Carlo.

Le processus de simulation du MNT se base sur le modèle d'erreurs établi à partir des écarts d'altitude observés entre le MNT initial et un nombre suffisamment élevé de points de contrôle supposés exacts. Le modèle est alors caractérisé par la moyenne des écarts m , leur variance $\hat{\sigma}_R^2$, ainsi que leur autocorrélation quantifiable grâce au variogramme. Le processus simule sur base du modèle d'erreurs, des erreurs possibles sur chaque maille du MNT. Ces erreurs additionnées au MNT initial donnent une réalisation probable de ce dernier.

La simulation des réalisations du MNT utilise la méthode géostatistique d'interpolation qui est le krigeage simple.

3 Le Krigeage simple

Si on définit par $R(u) = R(u_1), \dots, R(u_N)$, le résultat de la différence d'altitude entre les points de contrôle et les mailles correspondantes dans le MNT dans un système de coordonnées donné, le variogramme expérimental se définit comme étant la moyenne de l'écart au carré des valeurs de couples de points séparés par la distance h , comme le décrit l'équation (2).

$$\hat{\gamma} = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} (R(u_i) - R(u_i + h))^2 \quad (2)$$

Avec $N(h)$ le nombre de couples de mailles séparées par une distance h . u_i est la localisation de la maille i dans un repère bien défini. L'expression mathématique des variogrammes expérimentaux n'étant pas définie, il est d'usage de les ajuster par des modèles théoriques. Il existe plusieurs modèles possibles dont les plus utilisés sont le modèle logarithmique, le modèle exponentiel, le modèle sphérique, le modèle gaussien, le modèle polynomial, le

modèle quadratique. L'ajustement utilise en général la méthode d'ajustement des moindres carrés pondérés.

Selon Temme et al. (2009) chaque écart d'altitude entre les points de contrôle et la maille correspondante du MNT peut être modélisé par l'équation (3) ci-dessous :

$$R(u) = Y(u) + m(u) \quad (3)$$

Avec $m(u)$ une constante, et $R(u)$ la variable aléatoire associée à l'écart d'altitude telle que la variable aléatoire $Y(u)$ ait une espérance mathématique nulle. Par conséquent on peut considérer que l'espérance mathématique de $R(u)$ vaut $m(u)$.

Si nous souhaitons interpoler les écarts d'altitude sur l'ensemble du MNT en utilisant le krigeage simple, nous utiliserons l'équation (4) (Chilès and Delfiner, 2012):

$$\begin{cases} r^*(u_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot r(u_i) \\ \sum_i \lambda_i = 1 \end{cases} \quad (4)$$

Avec $r^*(u_0)$ la valeur estimée de la variable aléatoire $R^*(u)$ au point u_0 , $r(u_i)$ la valeur observée de $R(u_i)$ à la maille i , et n le nombre de mailles voisines dont les écarts d'altitude sont connus. Ces mailles correspondent aux mailles voisines localisées à une distance (de la maille dont l'écart d'altitude doit être estimé) bien déterminée, définie par le variogramme. Le krigeage consiste en la détermination des n coefficients λ_i qui maximisent l'exactitude. En moyenne l'espérance mathématique de la différence entre la valeur estimée et la valeur vraie $r(u_0)$ de l'écart d'altitude au point u_0 doit être nulle. Ce qui permet d'écrire les équations (5) et (6):

$$E[R^*(u_0) - R(u_0)] = 0 \quad (5)$$

C'est-à-dire :

$$E \left[\sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot R(u_i) - R(u_0) \right] = 0 \quad (6)$$

Etant donné que l'espérance mathématique est une fonction linéaire, on obtient en (7):

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot E(R(u_i)) - E(R(u_0)) = 0 \quad (7)$$

La valeur vraie $r(u_0)$ est inconnue. Cependant il est possible de minimiser l'erreur de l'estimation de l'écart d'altitude à la maille u_0 . La variance de l'erreur peut se calculer par les équations (8) et (9):

$$\sigma_R^2(u_0) = \text{Var} \left[R^*(u_0) - R(u_0) \right] \quad (8)$$

Ce qui donne :

$$\sigma_R^2(u_0) = \text{Var} \left[\sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot R(u_i) - R(u_0) \right] \quad (9)$$

Alors le problème se résume à déterminer la valeur des λ_i afin de minimiser la variance. Si la moyenne $m(u)$ est constante et vaut m quel que soit la localisation u , alors l'équation (7) se développe comme suit:

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot m - m = 0 \quad (10)$$

Ce qui signifie donc que si :

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \quad (11)$$

Alors :

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot m = m \quad (12)$$

Dans ce cas :

$$R^*(u_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot (R(u_i)) \quad (13)$$

est un estimateur non biaisé. La variance de l'erreur se développe comme suit :

$$\sigma_R^2(u_0) = Var[R^*(u_0) - R(u_0)] \quad (14)$$

$$\sigma_R^2(u_0) = Var[R^*(u_0)] + Var[R(u_0)] - 2Cov\{R^*(u_0), R(u_0)\} \quad (15)$$

C'est-à-dire (Chilès and Delfiner, 2012):

$$\sigma_R^2(u_0) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \lambda_j C(h_{ij}) + C(h_{00}) - 2 \sum_{i=1}^n \lambda_i C(h_{i0}) \quad (16)$$

En annulant la dérivée première de l'équation précédente par rapport aux coefficients λ_i , on trouve le système d'équation (17) (Chilès and Delfiner, 2012):

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j C(h_{ij}) = C(h_{i0}) \quad i = 1, \dots, n \quad (17)$$

Ou de manière simplifiée

$$C\lambda = c \quad (18)$$

Avec $C(h_{ij})$ la covariance entre les mailles i et j , $C(h_{0i})$ la covariance entre la maille dont l'erreur est estimée et la maille i , et c le vecteur contenant les valeurs de $C(h_{0i})$. Signalons que si la variance est finie, la relation entre le variogramme et la covariance peut être développée comme suit:

$$\begin{aligned} \gamma(h) &= \frac{1}{2} \text{Var}(R(u) - R(u+h)) \\ \gamma(h) &= \frac{1}{2} [\text{Var}(R(u)) + \text{Var}(R(u+h)) - 2\text{Cov}(R(u), R(u+h))] \\ \gamma(h) &= \sigma_R^2 - \text{Cov}(R(u), R(u+h)) \\ \gamma(h) &= \sigma_R^2 - C(h) \end{aligned} \quad (19)$$

Le système d'équations (20) permet de déterminer le vecteur λ et de calculer la valeur estimée $r^*(u_0)$ ainsi que sa précision par les équations ci-dessous :

$$\lambda = C^{-1}c \quad (20)$$

$$R^*(u_0) = \lambda^T R(u) \quad (21)$$

$$\sigma^2(u_0) = \sigma_R^2 - \lambda^T \cdot c \quad (22)$$

L'équation (22) est obtenue en remplaçant dans (16) $\sum_{j=1}^n \lambda_j C(h_{ij})$ par $C(h_{i0})$, et $C(h_{00})$ par σ_R^2 .

4 La simulation séquentielle gaussienne

Il existe plusieurs méthodes utilisées pour simuler des réalisations possibles du MNT, mais la simulation séquentielle gaussienne (SSG) reste de loin la plus utilisée par sa rapidité et sa simplicité (Delbari et al., 2009). De plus, elle permet de tenir compte de l'autocorrélation des écarts d'altitudes du MNT par rapport aux points de contrôle (Temme et al., 2009). La SSG utilise le krigeage simple dans un processus stochastique pour simuler des réalisations possibles du MNT.

Pour chaque maille du MNT, l'écart d'altitude est simulé en utilisant les principes de calcul de probabilité conditionnelle telle que décrite par l'équation (23).

$$f(R(u_1), \dots, R(u_N)) = f(R(u_N) | R(u_1), \dots, R(u_{N-1})) \cdot f(R(u_1), \dots, R(u_{N-1})) \quad (23)$$

Avec f la fonction de probabilité de distribution telle que :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} f(R) = 1 \quad (24)$$

$$f(R) > 0 \quad \forall R$$

Pour appliquer l'algorithme du SSG, les hypothèses suivantes doivent être faites:

- Le MNT initial du bassin versant a été généré sous format raster,
- Les points de contrôle levés au récepteur GNSS sont en nombre suffisant,
- Les écarts d'altitude entre les points de contrôle et les mailles correspondantes ont été calculés ainsi que leur moyenne m et leur écart type σ_R , de même que le variogramme.

Dans ce cas, les étapes ci-dessous décrivent le principe de l'algorithme du SSG.

- A partir du MNT initial, définition d'un parcours permettant de visiter les mailles l'une après l'autre,
- Pour la première maille, simuler $r^s(u_i)$ selon la loi normale simple $N(m, \sigma_R)$
- Pour chaque maille :
- Obtenir les écarts d'altitude des mailles voisines (maille dont l'élévation est générée en utilisant une méthode d'interpolation d'une part, et mesurée en utilisant un récepteur GNSS d'autre part) y compris celles dont les élévations sont déjà simulées. Par mailles voisines, il faut comprendre les mailles localisées à une distance (définie par le variogramme) donnée de la maille dont la valeur doit être simulée.
- Résoudre le système d'équation du krigeage simple et déterminer le vecteur λ_i , $r^*(u_i)$ ainsi que $\sigma(u_i)$,
- Simuler $r^s(u_i)$ selon la loi normale $N(r^*(u_i), \sigma(u_i))$ avec $r^*(u_i)$ la moyenne en u_i et $\sigma(u_i)$ l'écart-type,
- Ajouter $r^s(u_i)$ dans les données (initiales et simulées).

- Répéter le processus tant que le nombre de réalisations demandées n'est pas atteint.

La simulation n'est valable que lorsque la fonction de distribution des écarts d'altitude utilisés suit une loi normale. Cette normalité est en générale admise. Cependant il est toujours possible de normaliser les données avant de réaliser la simulation (Delbari et al., 2009).

Références bibliographiques

- Burrough, P.A., McDonnell, R.A., 1998. Principles of Geographical Informations Systems. Spatial Information Systems and Geostatistics. Oxford University Press, New York.
- Chilès, J., Delfiner, P., 2012. Geostatistics: Modeling Spatial Uncertainty. Wiley series in probability and statistics. John Wiley & Sons, Hoboken.
- Delbari, M., Afrasiab, P., Loiskandl, W., 2009. Using sequential Gaussian simulation to assess the field-scale spatial uncertainty of soil water content. CATENA 79(2), 163-169.
- Temme, A., Heuvelink, G.G.M., Schoorl, J.M., Claessens, L., 2009. Geostatistics and error propagation in geomorphometry. In: T. Hengl, H.I. Reuter (Eds.), Geomorphometry: Concepts, Software, Applications. Developments in Soil Science. Elsevier, Amsterdam.

4.2 Modeling uncertainty of runoff flow path from a high resolution digital elevation model of a small agricultural watershed

Mohamar Moussa Ouédraogo^{a,*}, Aurore Degré^a, Charles Debouche^a

^a Systèmes Sol-Eau, Gembloux Agro-Bio Tech, Université de Liège, Passage des Déportés 2,
Gembloux, Belgium

*Corresponding author. [Tel: +32 81 62 22 41](tel:+3281622241), Fax: +32 81 62 23 16.

E-mail address: mohamarmoussa.ouedraogo@ulg.ac.be (M.M. Ouédraogo)

Abstract

A digital elevation model will always contain errors, even if it has been built from fine-resolution topographic data, e.g., a terrestrial laser scanner (TLS) and an unmanned aerial system (UAS). Vertical inaccuracies in digital elevation models (DEMs) propagate through many applications that use DEMs as input data and can impact the uncertainty of the final results considerably. This study assesses the uncertainty of a runoff flow path extracted from DEMs of a 12 ha agricultural watershed with 1×1 m, 2×2 m, and 4×4 m resolutions obtained from a terrestrial laser scanner. In total, 1098 ground control points (GCPs) that were surveyed by RTK GPS were used to build an error model of the watershed. The `geoR` and `gstat` R packages were used to fit variograms and to run sequential Gaussian simulations to generate 1,000 equiprobable realizations of each original DEM. Then, runoff flow paths were extracted using algorithms available in the open access WhiteBox geospatial analysis tool (WhiteBox GAT) library. This approach is known as Monte Carlo simulations. Two DEM preprocessing methods, filling and breaching methods, and four flow direction methods, D8, D-infinity, FD8, and Rho8, were used. At each pixel of each DEM, the probability of the occurrence of a runoff flow path is computed. According to the results, there is little difference between pixel probabilities using either of the DEM processing methods and any of the four flow direction methods. However, pixels probabilities tend to increase with DEM resolution. The DEM with 1×1 m resolution presents the most detail of the soil microtopography; in this DEM, 99.7 percent of pixels had a probability less than 0.3. This shows that the runoff flow path position is very sensitive to terrain microtopography. We define a methodology that uses Monte Carlo simulation results to plot a cumulative distribution function of pixels' distance to a deterministic runoff flow path, which is considered as a reference. In this study, the deterministic runoff flow path was extracted from the original 1×1 m resolution DEM using the filling method for preprocessing and the D8

method as the flow direction extraction algorithm. We calculated a buffer that contains the deterministic flow path with an arbitrary probability equal to 0.8. This information can be useful for managing muddy floods and erosion in agricultural watersheds.

1 Introduction

During recent decades, agricultural watersheds have become the place of intensive activities due the growth of food production. These activities include plowing, harvesting, and pesticides spraying. However, these activities tend to cause soil and water degradation (Montgomery, 2007). Therefore, agricultural watershed management has become a priority for worldwide environment protection institutions and local decision makers (FAO, 2006). A management decision must come from an improved understanding of interactions among various phenomena within the watershed. Among all the phenomena that include erosion, nutrient, and pesticide transport, runoff is one of the most important because it is an indicator of overland water quality and quantity (Arora et al., 2010; Bedan and Clausen, 2009; Casali et al., 2010, 2008; Edwards et al., 2000; Franklin et al., 2012; Freebairn et al., 1986; Sahrawat et al., 2010), and runoff plays an important role in erosion and flooding (Boardman et al., 1996, 1994; Evrard et al., 2007a; Kenyon et al., 2008; Posthumus et al., 2008; Posthumus and Morris, 2010; Robinson and Blackman, 1990; Wheater and Evans, 2009). Flooding and muddy flooding caused by runoff is a recurrent problem in many European countries, e.g., France (Souchère et al., 2003), United Kingdom (Boardman, 2003; Boardman et al., 2003), Belgium (Biielders et al., 2003; Evrard et al., 2007a; Verstraeten and Poesen, 1999) and Slovakia (Stankoviansky et al., 2010).

Muddy floods consist of water flowing from agricultural fields carrying large quantities of soil as suspended sediment or bedload (Terzoudi et al., 2007). The consequences of muddy floods include financial impacts, e.g., fire brigade intervention (2,250 –25,000 € per event),

road cleaning (11,000 € per event, per municipality), local replacement of tarmac or pavement (14,000 – 300,000 € per event, per municipality), damage to houses ($4,436 \pm 3,406$ € per house), and psychological damage due to repeated flooding of houses (Evrard et al., 2007a). According to Evrard et al. (2008) two types of measures can be carried out to control muddy floods. On the one hand, they identified alternative farming practices such as the sowing of cover crops during the intercropping period, reducing tillage, or double sowing in zones of concentrated flow; on the other hand, they discussed “curative” measures that aim to infiltrate or buffer runoff once it has formed. Curative methods include grass buffer strips, grassed waterway, and detention ponds.

Therefore, an assessment of runoff flow path uncertainty can be helpful for reliable implementation of solutions to control erosion and muddy flooding caused by runoff (Boardman et al., 2003; Evrard et al., 2007b; Evrard et al., 2008; Faulkner, 2010). Determining an area that contains the runoff flow path with a given probability can be useful information in building solutions to limit runoff from agricultural land.

Runoff flow paths used to be extracted by digitizing paper maps or aerial photographs (Lindsay, 2006). Currently, the extraction process is performed by using a raster digital elevation model because this procedure is more efficient and reproducible than manual mapping (Tarboton et al., 1991; Tribe, 1992). The automated process can be categorized as valley recognition (VR) or channel initiation (CI) (Lindsay, 2006). Valley recognition approaches identify runoff flow paths by searching for a specific pattern, such as “V” shaped topographic profiles, whereas channel initiation algorithms operate by simulating overland flow. The CI process requires a threshold that will locate the flow path initiation. However, this process introduces errors in flow path head positioning (Lindsay, 2006). Nonetheless, channel initiation approaches are used more frequently than valley recognition approaches because they can produce continuous single-cell wide networks that are amenable to network

analysis (Lindsay, 2006). Many channel initiation methods exist, and they differ in the way flow direction is assigned from one pixel to the surrounding pixels. The methods can be categorized as single-neighbor flow algorithms or multiple-neighbors flow algorithms (Gruber and Peckham, 2009). In the case of single-neighbor algorithms, the flow from each pixel is passed to the neighbor with the steepest downslope gradient (Fairfield and Leymarie, 1991; Lea, 1992; O'Callaghan J. and Mark D., 1984). Multiple-neighbors flow algorithms allow the flow to be spread from one pixel to multiple downhill pixels (Costa-Cabral and Burges, 1994; Freeman, 1991; Quinn et al., 1991; Tarboton, 1997).

Given the important role of runoff in decisionmaking, one may wonder about the reliability of runoff flow paths extracted from digital elevation models. The quality of an automatically derived flow path is influenced both by the nature of the specific algorithm used and by the quality of the DEM (Lindsay, 2006). Many studies have analyzed the sensitivity of DEMs to flow path extraction methods (Endreny and Wood, 2001; Lindsay, 2006), DEM resolution (Garbrecht and Martz, 1994), DEM orientation (Charleux-Demargne, 2001), and DEM elevation error (Achour et al., 2012; Endreny and Wood, 2001; Gatzliolis and Fried, 2004; Hengl et al., 2010; Lee et al., 1992; Lindsay, 2006). As described by Lane and Chandler (2003), DEM resolution is less of an issue now because remote sensing technologies such as LiDAR (Light Detection and Ranging) and UAS (Unmanned Aerial Systems) can allow the acquisition of high density elevation data for use in producing high resolution digital elevation models. In contrast, DEM elevation errors have been highlighted by many studies as the most likely factor to influence the reliability of the extracted runoff flow path (Endreny and Wood, 2001; Lindsay, 2006).

Currently, aerial LiDAR (Bater and Coops, 2009; Perroy et al., 2010; Shi et al., 2012), terrestrial laser scanning (Coveney et al., 2010; Guarnieri et al., 2009; Perroy et al., 2010), and UAS (Eisenbeiss and Zhang, 2006; Kung et al., 2011; Vallet et al., 2011) data have been

used in many studies to produce high resolution digital elevation models. DEMs generated from those data sources are able to represent more details of terrain surfaces that would be impossible with other data sources (Lindsay, 2006). This can lead to numerous depressions resulting from the surface roughness. This is especially the case in agricultural watersheds where parcels' surfaces are rough due to plowing activities and the presence of crops or crops residues. Those conditions impact the direction of runoff (Souchere et al., 1998). Therefore, it is important that we assess the uncertainty of runoff flow paths extracted from high resolution digital elevation models of an agricultural watershed. This study responds to the following questions:

- i. What is the uncertainty of the runoff flow path extracted from high resolution DEMs of an agricultural watershed?
- ii. Is the uncertainty dependent on the runoff flow path algorithm?
- iii. How dependent is the uncertainty on the digital elevation model resolution?

2 Material and methods

2.1 Study site and data

2.1.1 Study site

The study site is an easily accessible small watershed (12 ha) in Wallonia, Belgium (Fig. 1). The watershed is free of any human activities apart from farming and is comprised entirely of agricultural plots. The mean elevation is approximately 165 m, with minimum and maximum elevations of 159 and 169 m, respectively. The area is relatively flat with a mean slope of 3.67%. The soil is loamy with textural and structural B horizons. The drainage varies from moderately well drained to well drained.

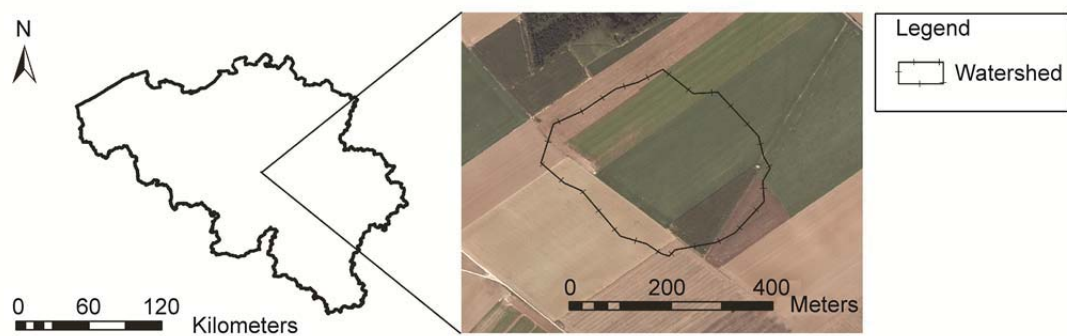


Fig. 1. Study site.

2.1.2 DEM generation

The original 1×1 m DEM was generated from terrestrial laser scanning data. The data were captured as part of an associated study at the study site (Ouédraogo et al., 2014). From the original 1×1 m DEM, we derived two DEMs with resolutions of 2×2 m and 4×4 m by first converting the 1×1 m DEM from raster format to point format using ARCGIS v10, and then the 2×2 m and 4×4 m DEMs were derived by assuming that each pixel value is the mean of the point elevations within each pixel.

2.1.3 Ground control points (GCPs)

Some 1,098 points over the entire surface of the watershed were surveyed from April 2008 to September 2009. The points were approximately 10 m apart, and the data were collected using a Leica GPS1200 GPS in static RTK mode on the bare surface of the study site. This mode gives highly accurate coordinates of points that can be used to assess the accuracy of less accurate data. The Leica GPS1200 has an accuracy of 1.0 cm for the x and y coordinates and 1.5 cm for the z coordinate (Leica Geosystems, 2008). All the coordinates were surveyed in the Belgian Datum 1972 projection system. GCPs were used to derive errors from generating the DEMs to compute an error model.

2.2 Runoff flow path extraction algorithms

Before applying runoff flow path extraction algorithms, the digital elevation model has to be preprocessed to remove depressions and flat areas because they disrupt the drainage topology (Burrough and McDonnell, 1998). Depressions can be categorized either as real depressions

observable in the field or as artifacts of the DEM generation process. Most depressions are considered to be artifacts, and their removal is accepted by many hydrologists as a “necessary evil” (Wechsler, 2007). For a long time, two strategies have been widely used to remove depressions. First, depression removal can consist of filling the depressions by increasing the corresponding pixel elevations until the lowest outflow pixel elevation is reached (Jenson and Domingue, 1988; Martz and Jong, 1988; Soille and Gratin, 1994). This approach is the most frequently used (Reuter et al., 2009; Tianqi et al., 2003), even though it leads to the generation of flat areas in the DEM. Fortunately, many authors have proposed different algorithms to address the flat areas (Garbrecht and Martz, 1997; Tribe, 1992). Second, depressions can be removed by carving the terrain along a path to the outflow pixel (Reuter et al., 2009). Different algorithms have been proposed (Martz and Garbrecht, 1999; Martz and Jong, 1988; Morris and Heerdegen, 1988; Rieger, 1998). In contrast to filling, carving decreases the elevations of pixels along the path to the outflow pixel. Some studies have proposed combined approaches that use filling and/or carving depending on criteria determined by the user. The criteria can consist of minimizing the sum of the differences in elevations between the input DEM and the output DEM that does not have depressions (Soille, 2004a), or of minimizing the number of modified pixels (Lindsay and Creed, 2005; Soille, 2004b). To avoid DEM elevation modifications, other methods not commonly used have been proposed by Chorowicz et al. (1992) and Metz et al. (2011).

In this study we used the depression filling method developed by Wang and Liu (2006) that uses the complementary flat area treatment algorithm by Garbrecht and Martz (1997) and the breaching method as implemented in the Whitebox Geospatial Analysis Tools software. This carving method uses a cost distance criteria for deciding on the breach target. Therefore, the carving path follows the path of lowest cost, in which the cost is determined by the amount of

change made to the original DEM. Both algorithms are implemented in the Whitebox Geospatial Analysis Tools.

After preprocessing the DEM with two different depression removal methods, we applied four different flow assignment algorithms. We considered two single-neighbor algorithms, D8 (O'Callaghan J. and Mark D., 1984) and Rho8 (Fairfield and Leymarie, 1991), and two multiple-neighbors flow algorithms, D-infinity (Tarboton, 1997) and FD8 (Freeman, 1991), to determine flow direction maps. Then, each flow direction algorithm was followed by the corresponding flow accumulation method to extract flow accumulation maps before the runoff flow path extraction. To assess the impact of DEM resolution on the uncertainty, the process described above was applied on DEMs with resolutions of 1×1 m, 2×2 m, and 4×4 m. For the different resolutions, we used a channel initiation value of 10,000 m². The choice of this value comes from defined thresholds for runoff flow path analysis in Belgium.

2.3 Monte Carlo simulation

The Geographical Information System (GIS) error propagation approach consists of using a statistical procedure to model uncertainties in the input maps; for a given GIS operation, the approach estimates the error of mapping a feature of interest (Hengl et al., 2010). Two methods can be used; the analytical method and the Monte Carlo method (Burrough and McDonnell, 1998; Heuvelink, 2002). The analytical method uses a mathematical technique such as the Taylor series expansion. However, when the GIS operation become more complex, the analytical method is almost impossible to program (Hengl et al., 2010). This limitation applies to many GIS applications. This is why the Monte Carlo method has become the most widely used error propagation approach (Burrough and McDonnell, 1998; Wechsler, 2007). In GIS, DEMs are important spatial data. However, DEMs always contain errors

(Carter, 1988; Heritage et al., 2009; Li, 1991) that can considerably affect geomorphological parameters extracted from it (Huang and Lees, 2005; Oksanen and Sarjakoski, 2005). This is why many researchers have used Monte Carlo methods to assess uncertainties in different applications. For example, Lindsay (2006), Hengl et al. (2010), and Achour et al. (2012) used the Monte Carlo approach to analyze the uncertainty of a stream network extracted from a particular DEM. Stream networks are very interesting units in many environmental decision making processes; however, stream networks are very sensitive to the uncertainty of the elevation datasets used (Achour et al., 2012; Lindsay, 2006). The Monte Carlo error propagation approach used by Hengl et al. (2010) and Achour et al. (2012) for stream network uncertainty analysis can be summarized as follows:

1. Calculate an experimental variogram from the data and fit the variogram model that represents the variability of the input DEM.
2. Generate multiple equiprobable realizations of the DEM using a conditional simulation and the variogram model fitted in step 1. Many methods can be used to generate multiple realizations (Lindsay and Evans, 2008); however, the most popular technique is the sequential Gaussian simulations (Temme et al., 2009).
3. Filter spurious sinks; derive the stream network for each realization and save the temporary result.
4. Aggregate the derived maps to estimate the stream network occurrence frequency and error mapping streams.

In this study, we used the information from GCPs to estimate the original DEM error from which equiprobable error maps were built (Temme et al., 2009). The process can be summarized as follows:

1. Calculate the errors by comparing the GCPs with the original digital elevation model.

2. Calculate an experimental variogram from the error data and fit a variogram model that represents the variability of the DEM errors.
3. Generate multiple equiprobable realizations of the digital error models using sequential Gaussian simulations.
4. Add each equiprobable digital errors model to the original DEM to produce equiprobable realizations of the DEM.
5. Filter spurious sinks and flat areas, derive the runoff flow path for each realization of the DEM, and save the temporary feature.
6. Aggregate the derived maps to estimate the runoff flow path occurrence frequency.

The main constraint of the Monte Carlo method is the simulation number. The number of simulations (N) should be high enough to reach stable results of the calculated parameters without increasing unnecessarily the computation time. If N is high, the results will be more precise. However, this precision is proportional to the square root of N (Temme et al., 2009). Therefore, to double the precision, it is necessary to quadruple N . In the literature, N differs with the application (Hengl et al., 2010; Heuvelink, 1998; Lindsay and Creed, 2005; Oksanen and Sarjakoski, 2005). However, according to Heuvelink (1998) and Burrough and McDonnell (1998), N should not be smaller than 100. When determining the uncertainty of the stream network, Hengl et al. (2010) and Achour et al. (2012) fixed N to 100. Nonetheless, Hengl et al. (2010) insisted that N should be higher when the pixel occurrences are small; this seems quite logical. In this study, we mapped the pixels' occurrence evolution for different values of N from 100 to 1000.

2.4 *Uncertainty quantification and comparison*

2.4.1 *Pixels' probability definition*

To quantify the uncertainty of the runoff flow path, we considered each pixel of the DEM as able to be part of the flow path network extracted from the DEM (i.e., value = 1) or not part of the flow path network (value = 0). Therefore, the pixel can be considered as a Bernoulli variable with a probability, p , of being part of the runoff flow path network. The majority of pixels in the DEM will have a small value of p because the runoff flow paths are rare events by definition (Hengl et al., 2010). A Bernoulli variable is characterized by its mean p and its variance, $p \times (1-p)$. The probability, p , is the probability that a pixel is part of the runoff flow path and is estimated as the number of times the model puts a runoff flow path at that pixel, divided by the number of Monte Carlo realizations.

2.4.2 *Cumulative distribution function of the distance from pixels to a reference*

It might be interesting to know how far pixels with a given probability (e.g., pixels with probability greater than zero) are located from a reference location. The reference could be the deterministic runoff flow path extracted from the original DEM or the runoff flow path surveyed in the field using RTK GPS when the flow path is easily identifiable in the field. In small watersheds, flow paths are difficult to observe unless a heavy rain event occurs. In this study, we computed the distance (D) from each pixel (where $P > 0$) to the deterministic runoff flow path extracted from the original DEM using the filling method to preprocess the DEM and the D8 flow direction assignment algorithm. In the following discussion, filling followed by D8 will be referred to as Fill_D8. Fill_D8 is the most widely used process for extracting runoff flow paths because it is often the only method implemented in a GIS software package. Considering D to be a random variable, we computed its cumulative distribution function, i.e.,

the probability for D to be smaller than a given value, d . The objective is to calculate the position of a buffer that contains the reference with a defined probability to be chosen by a user without the need to run a Monte Carlo simulation.

2.5 Software tools

We used a combination of one statistical software package and one geographical computing software package to analyze the uncertainty of the runoff flow path. Statistical analyses were realized using the open source R software. Two packages were exploited; *geoR* (Diggle and Ribeiro jr., 2007) was used to fit experimental and adjusted semivariograms, and *gstat* (Pebesma, 2004) was used to generate the realizations of equiprobable digital errors models. Adding the digital errors models to the original digital elevation model and all the runoff flow path extraction operations (DEM preprocessing, flow direction, flow accumulation, and flow path extraction) were performed using Whitebox Geospatial Analysis Tools. This open source software has its origins embedded in an older freeware Geographical Information System/Remote Sensing package called the Terrain Analysis System developed by Lindsay (2005). Whitebox Geospatial Analysis Tools were developed to meet the philosophy of transparency. In contrast to the Terrain Analysis System, the Whitebox Geospatial Analysis Tool is open source and the code source is transparent to the user. It possesses a new process for accessing spatial data that allows for the processing of massive datasets. It is very well documented and remains extendible. The accessibility of the source code for each GIS operation makes it easier to implement in models and to fit the users' expectations. The runoff flow path extractions from the equiprobable realizations of original DEM were programmed in the Integrated Development Environment NetBeans v.7 in the Java programming language.

3 Results and discussion

3.1 DEM simulations

Fig. 2 shows the experimental and theoretical variograms fitted using errors calculated as elevation differences between the GCPs and the original DEMs obtained from the TLS data.

The theoretical model is fitted assuming isotropy and using the Matérn variogram model:

$$\gamma(h) = c_0 + c_1 \left(1 - \frac{1}{2^{\nu-1} \Gamma(\nu)} \times \left(\frac{h}{r} \right)^\nu \times K_\nu \times \left(\frac{h}{r} \right) \right) \quad (1)$$

where c_0 is the nugget variance, $c_0 + c_1$ is the sill variance, h is the separation distance, K_ν is a modified Bessel function of the second kind¹ of order ν (Abramowitz and Stegun, 1972), r is the range or distance parameter ($r > 0$), and ν is the smoothness parameter.

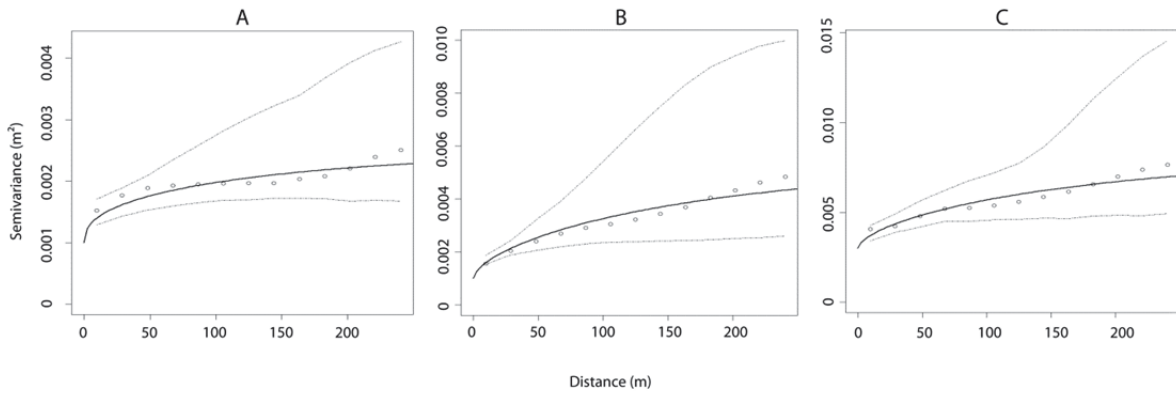


Fig. 2. Variograms and confidence bands (dash dotted lines) fitted on elevation differences between GCPs and the original DEMs using the isotropic Matérn variogram model. The circle dotted lines denote the experimental variograms and the solid lines denote the theoretical variograms. (A): The variogram is fitted on elevation differences of the 1×1 m resolution DEM. (B): The variogram is fitted on elevation differences of the 2×2 m resolution DEM. (C): The variogram is fitted on elevation differences of the 4×4 m resolution DEM.

¹ A Bessel function of the second kind is a solution to the Bessel differential equation

$$x^2 \frac{d^2 y}{dx^2} + x \frac{dy}{dx} + (x^2 - n^2) y = 0$$

The Matérn variogram model has been used in many studies to model spatial covariance. Compared to other models, such as the exponential and spherical models, the Matérn model has a greater flexibility and can model many local spatial processes because of its smoothness parameter, ν (Minasny and McBratney, 2005). When ν is small ($\nu \rightarrow 0$), the spatial process is rough, and when it is large ($\nu \rightarrow \infty$), the process is smooth. The weighted least square is used as the regression model to obtain the theoretical variogram. The adjusted nuggets, sills, and ranges are given in table 1.

Table 1
Parameters of Matérn theoretical variograms fitted from elevation differences between GCPs and the original DEMs.

	DEM resolution		
	1 m x 1 m	2 m x 2 m	4 m x 4 m
Nugget (m ²)	0.001	0.001	0.003
Sill (m ²)	0.0026	0.0044	0.0053
Range (m)	250	250	250
Kappa	0.2	0.3	0.3

The nuggets are not zero, reflecting a nugget effect in the errors. The nuggets represent the micro –scale variation of the errors. The sills are small and not very different from the nuggets. This highlights the nature of the data, which corresponds to elevation differences between the GCPs and the reliable DEMs built from the TLS points. Therefore, the error variability seems to roughly correspond to the micro scale error variability. Very small values of ν (0.2 and 0.3) were used for the Matérn variogram model. Those values indicate that the spatial data used, i.e., the errors, are rough. This is due to the nature of the agricultural soil that is especially rough because of tillage and crop residues present on agricultural parcels

(Ouédraogo et al., 2012). The small value of ν relative to agricultural soils occupation has been highlighted by McCullagh and Clifford (2003). Except for the sill, little variation is observed in the parameter values from one DEM resolution to another. The sill seems to slightly increase with the DEM resolution. We conducted Student tests (T_1 and T_2) to analyze whether there was a significant difference between N_{2m} (the estimated nugget for the 2×2 m resolution DEM) and N_{4m} (the estimated nugget for the 4×4 m resolution DEM); and between S_{2m} (estimated sill for the 2×2 m resolution DEM) and S_{4m} (estimated sill for the 4×4 m resolution DEM). The null hypothesis for T_1 is expressed as $H_0 : N_{2m} = N_{4m}$ (the alternative hypothesis is $N_{2m} \neq N_{4m}$); for T_2 , the null hypothesis is expressed as $H_0' : S_{2m} = S_{4m}$ (alternative hypothesis is $S_{2m} \neq S_{4m}$). The null hypotheses, H_0 and H_0' , were both rejected at a significance level of 0.05.

3.2 *Impact of the Monte Carlo simulation number*

Fig. 3 shows the pixels' probabilities for different values of the Monte Carlo simulation number (N). The simulation was performed using the 1×1 m resolution DEM.

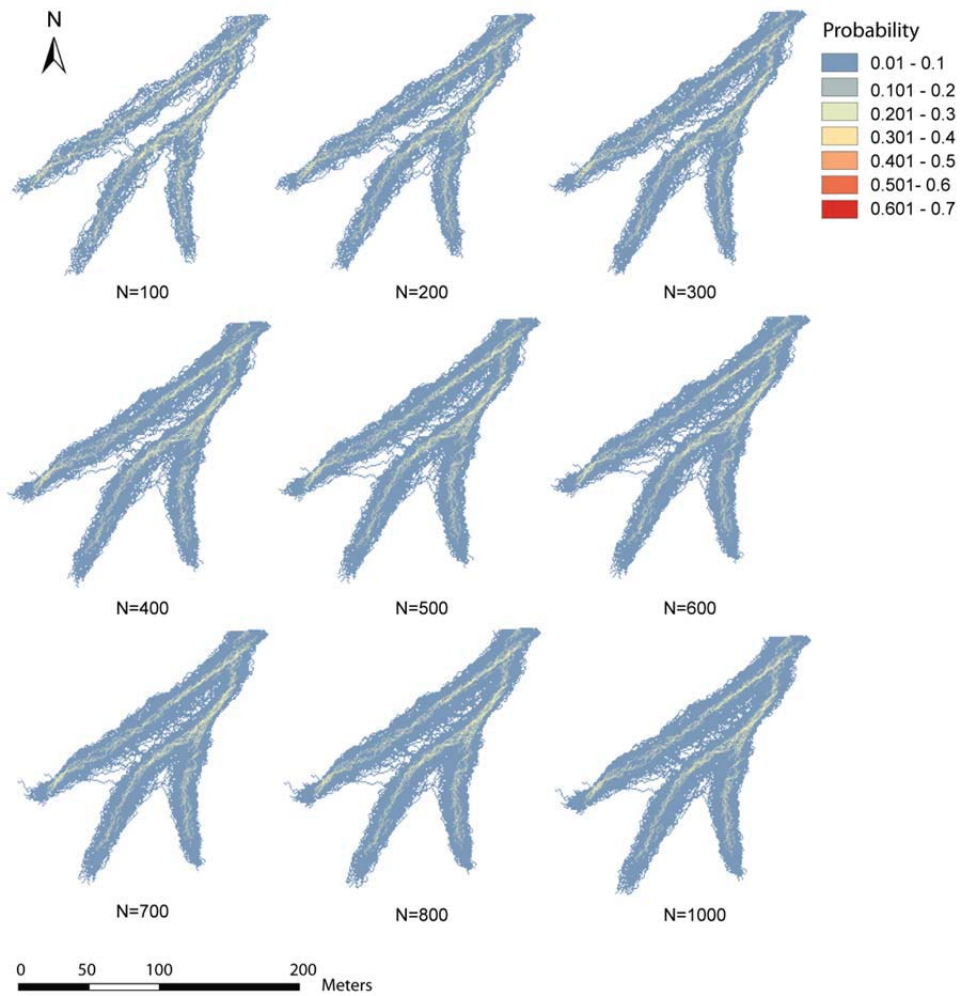


Fig. 3. Pixel probabilities for different Monte Carlo simulation numbers.

For all values of N , the majority of the pixels shows a value less than approximately 0.02 (Fig. 4). We observe that there are almost no differences between the maps for the frequency above this value (0.02).

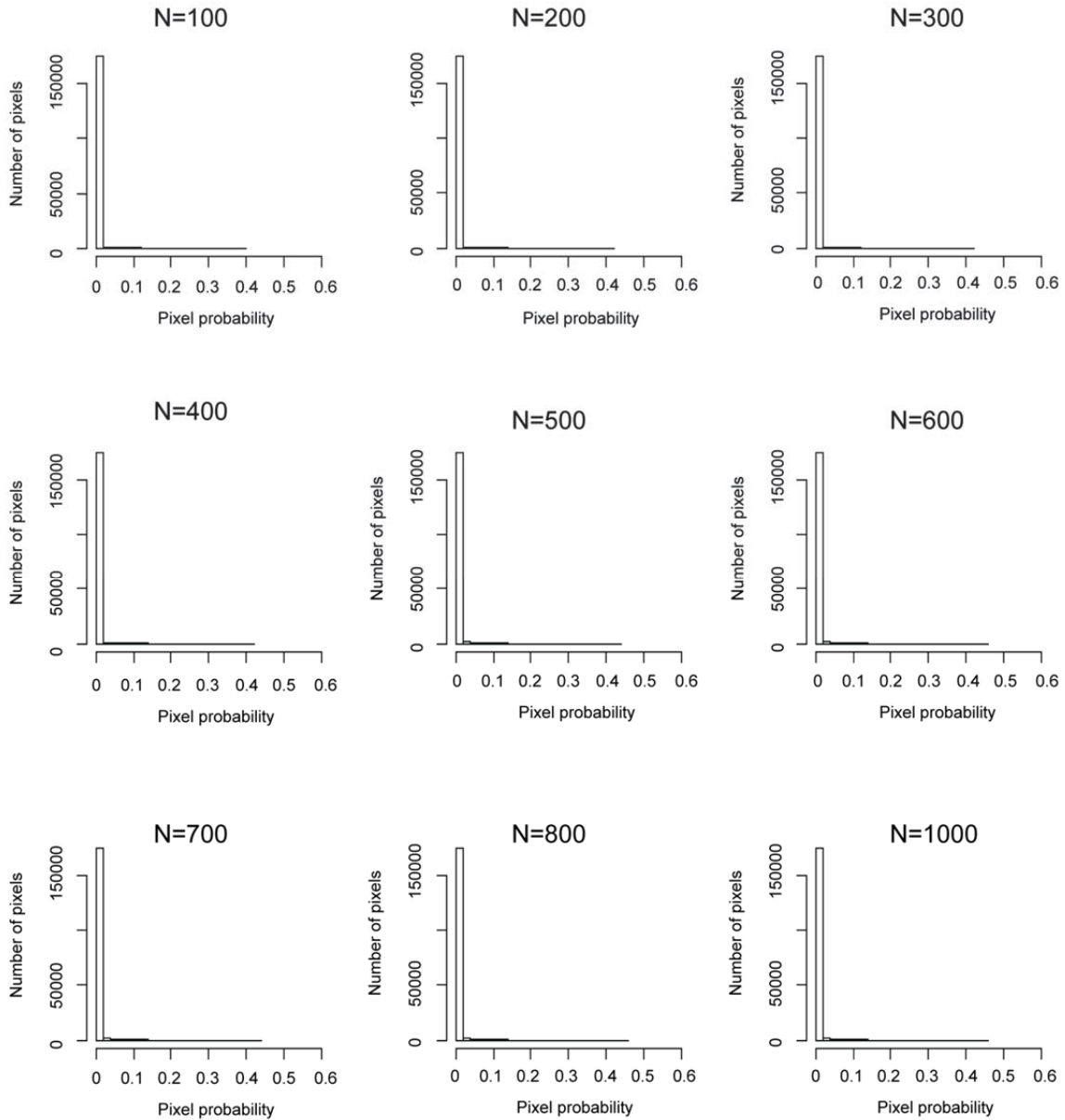


Fig. 4. Histograms of pixel probabilities for different Monte Carlo simulation numbers.

This is highlighted by Fig. 5, in which the histogram shape is very similar for the nine plots. The number of pixels with a pixel value above 0.02 is less than 2000 for each graph, which is insignificant compared to the number of pixels with values smaller than 0.02.

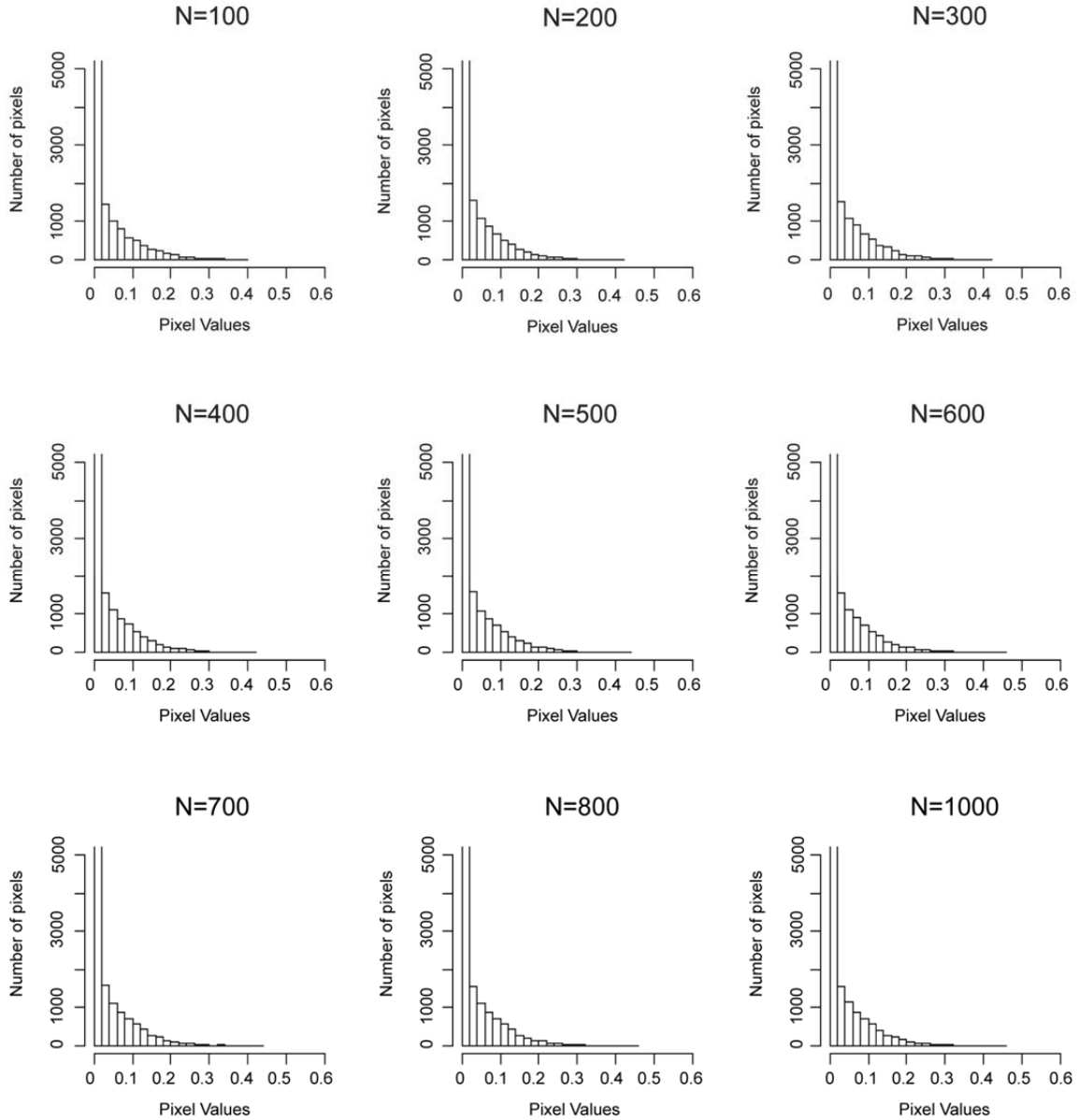


Fig. 5. Increased detail of the histograms of the pixel probabilities for different Monte Carlo simulation numbers.

To observe whether the pixel values are dependent on N , we randomly selected 17 pixels (Fig. 6A) and computed the evolution of their values with respect to the simulation number (N). The obtained curves (Fig. 6B) present the variability, and the values tend to stabilize after approximately 800 simulations. This is confirmed by Fig. 6C, which shows very small values of S (computed using Eq. (2)) for $N=800$.

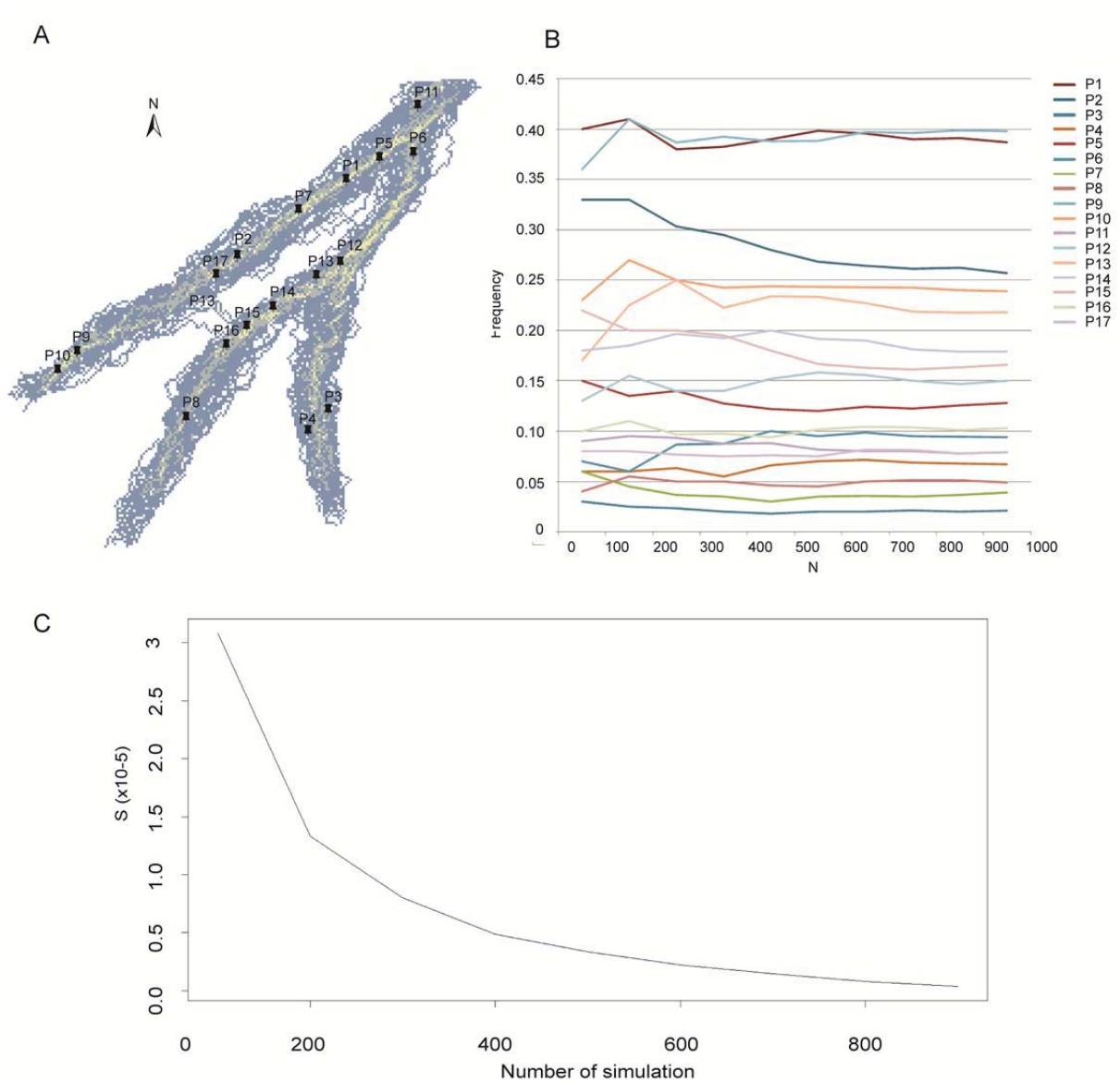


Fig. 6. Evolution of the probability of 17 randomly selected pixels versus the Monte Carlo simulation number. (A) Randomly selected pixels. (B) Pixel probability evolution versus the Monte Carlo simulation number. (C) Evolution of S versus the simulation number.

$$S_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{NP} (P_{ij} - P_{i1000})^2 \quad (2)$$

where S_j is a parameter indicating the probabilities' evolution with the simulation number, n is the number of pixels with a probability (P) greater than 0, P_{ij} is the probability of pixel i

for the simulation number j , P_{i1000} is the probability of pixel i for a simulation number of 1000.

The observed value before stabilization is much more greater than the 100 simulations used by Achour et al. (2012) and Hengl et al. (2010) for stream network uncertainty analysis; and also greater than the maximum value of 496 simulations by Lindsay (2006) before convergence. However, the two first studies used 30×30 m resolution digital elevation models, whereas Lindsay (2006) used a 2×2 m resolution DEM. This study shows that N should be higher than usual when the DEM resolution increases to the meter scale (i.e., when the pixel size decreases).

3.3 Depression analysis

Fig. 7 identifies the depressions on simulated DEMs with resolutions of 1×1 m (Fig. 7A), 2×2 m (Fig. 7B), and 4×4 m (Fig. 7C). The number of depressions is 1914, 169, and 22, respectively; this demonstrates that the number of depressions decreases with a ratio of 11 and 8 when changing from 1×1 m to 2×2 m resolution and from 2×2 m to 4×4 m resolution, respectively. This highlights the capability of high resolution DEMs to model the details of terrain topography and to reveal more depressions in the DEM. The analysis of depression areas concluded that areas range from 1 to 2 m², 4 to 8 m², and 16 to 32 m² for DEMs of 1×1 m, 2×2 m, and 4×4 m, respectively. Depression surface areas increase with DEM resolution.

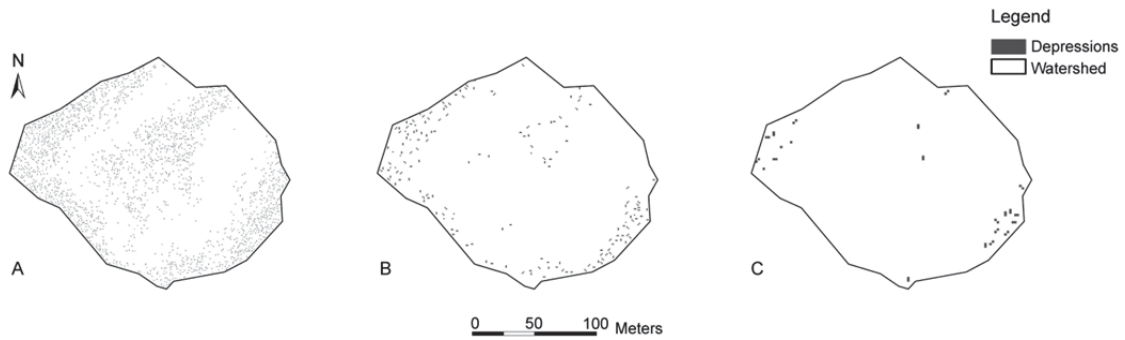


Fig. 7. Depression locations for the simulated DEMs. (A) Simulated DEM resolution of 1×1 m. (B) Simulated DEM resolution of 2×2 m. (C) Simulated DEM resolution of 4×4 m.

Table 2 shows some statistics obtained from an analysis of depression depths. The maximum and mean values increase with the DEM resolution. The depth is computed as the height necessary for filling the depression. Therefore, the depression depths increase because the distance between the centers of adjacent pixels increases and leads to larger differences between adjacent pixels elevations.

Table 2
Statistics from the depression depth analysis.

	DEM resolutions		
	1 m x 1 m	2 m x 2 m	4 m x 4 m
Minimum (m)	0.037	0.031	0.02
Maximum (m)	0.37	0.72	1.26
Mean (m)	0.14	0.25	0.45

Fig. 8 shows the slope computed from the original 1×1 m resolution DEM. An analysis of Fig. 7A highlights that depressions seem to be mainly located in areas with slopes less than 4%.

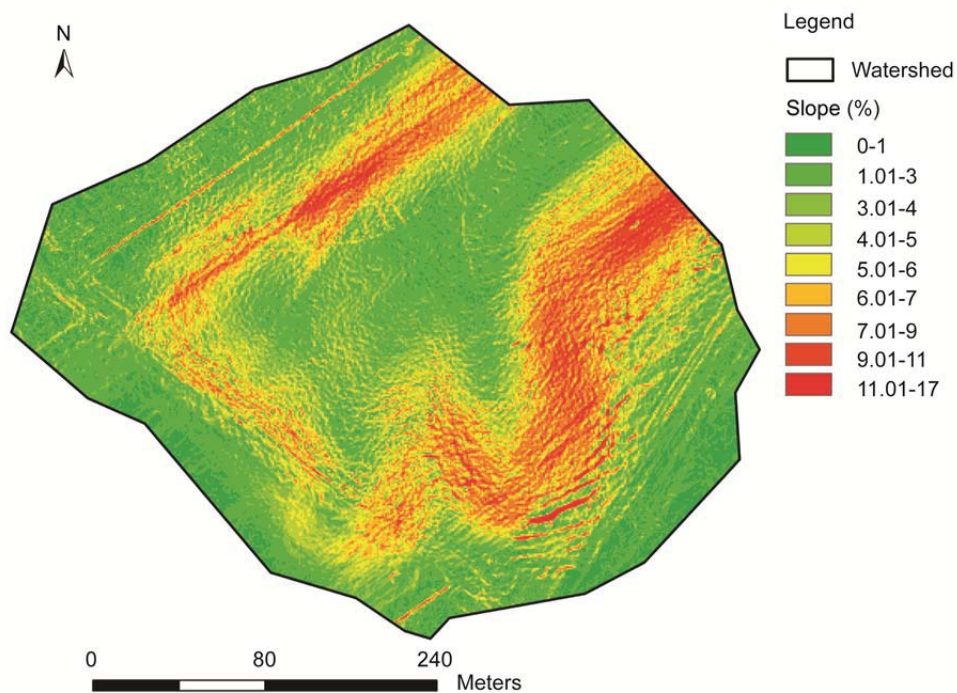


Fig. 8. Slope (%) map of the watershed.

3.4 Uncertainty analysis

Fig. 9, Fig. 10, and Fig. 11 present the results of the Monte Carlo simulations using filling (F) and breaching (B) as preprocessing methods to handle depressions and using D8, D-infinity, Rho8, and FD8 as flow direction extraction methods for DEM resolutions of 1×1 m (Fig. 9), 2×2 m (Fig. 10), and 4×4 m (Fig. 11). For each DEM resolution, regardless of the flow direction method used, little difference exists between the filling and breaching methods when we observe pixel frequencies.

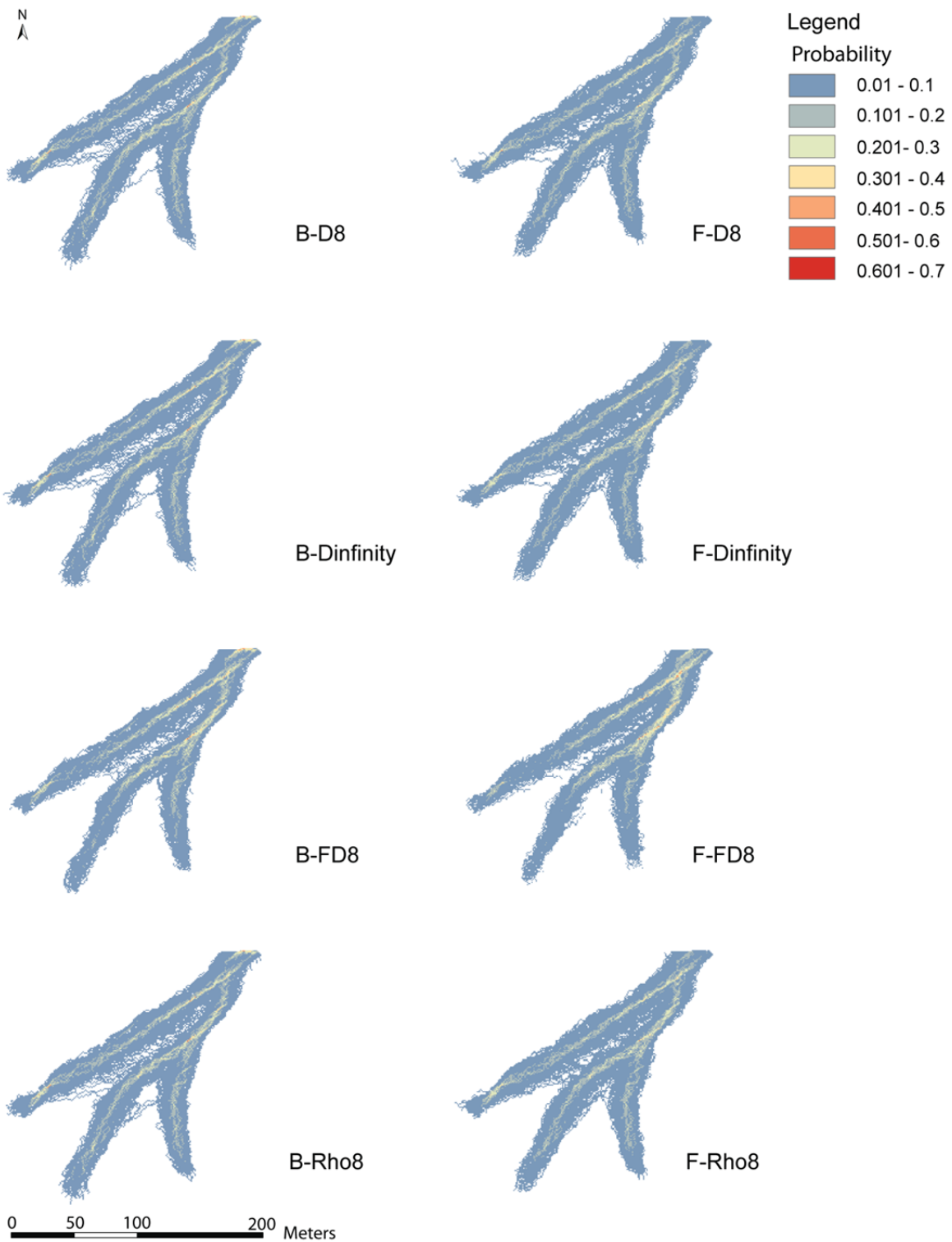


Fig. 9. Maps showing the pixel probabilities after running Monte Carlo simulations for the 1×1 m resolution DEM. The number of simulations is equal to 1,000. (B) Breaching used as the preprocessing method. (F) Filling used as preprocessing method.

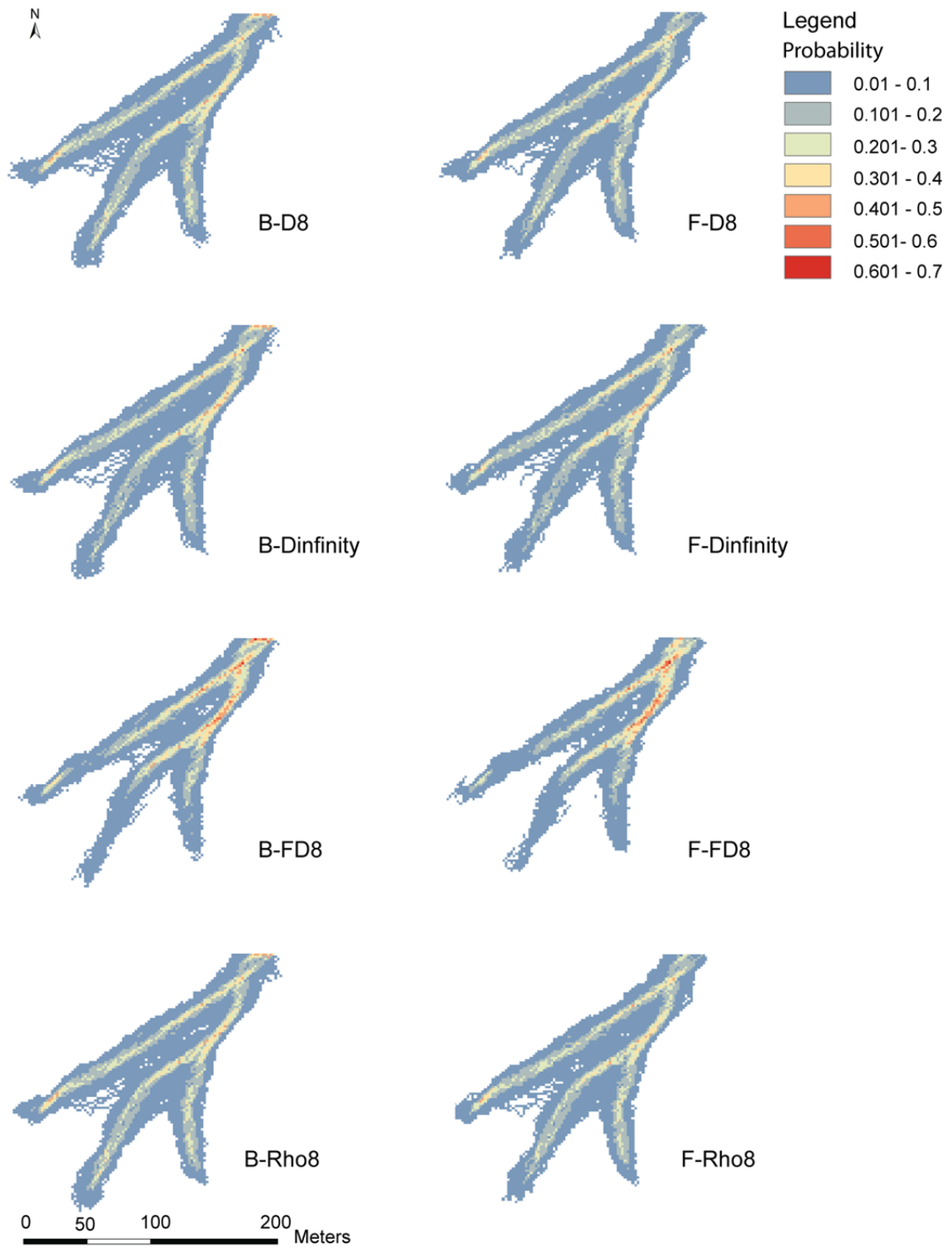


Fig. 10. Maps showing the pixel probabilities after running the Monte Carlo simulation for the 2×2 m resolution DEM. The number of simulations is equal to 1,000. (B) Breaching used as preprocessing method. (F) Filling used as preprocessing method.

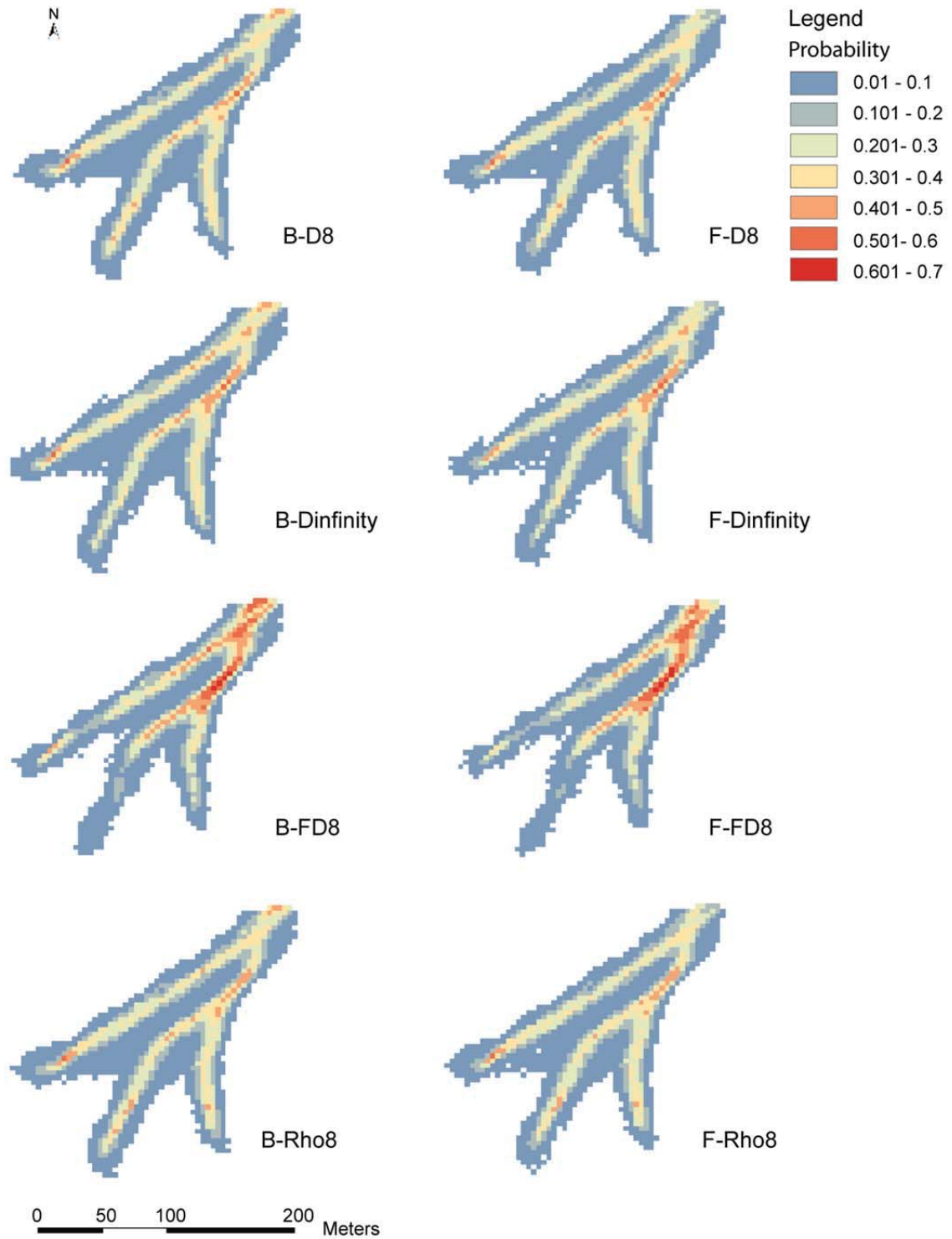


Fig. 11. Maps showing the pixel probabilities after running the Monte Carlo simulations for the 4×4 m resolution DEM. The number of simulations is equal to 1000. (B) Breaching used as preprocessing method. (F) Filling used as preprocessing method.

A similar conclusion can be made for the flow direction methods, except for FD8, which shows few pixels with frequencies greater than 0.10 on the upstream part of the watershed. The extracted upstream runoff flow path position seems to be more variable. This is most likely because the D-infinity algorithm produces more divergent flow compared to the other multiple-neighbors flow algorithms. This has been discussed previously (e.g., Costa-Cabral and Burges, 1994; Tarboton, 1997) as the method's main disadvantage. However, as we discussed, the D-infinity method is powerful for handling sub-grid effects. Therefore, a pixel flow direction is more likely to change from one simulated DEM to another. This study confirms the finding of Lindsay (2006). According to his results, there is no difference between runoff flow paths extracted using D8 and D-infinity methods from 2×2 m resolution DEMs built from LiDAR (Light Detection And Ranging) data. Therefore, it is not necessary to use complex algorithms when the DEM resolution is very high because more complex algorithms result in more time demanding runoff extraction processes.

Comparing pixel frequencies for various DEM resolutions, we find that the number of pixels with frequencies greater than 0.401 increases significantly with DEM resolution. Table 3 shows the proportions of different frequency intervals. We find that the proportion of pixels with frequencies smaller than 0.1 decreases when the DEM resolution increases.

Table 3
Percentage of pixels for different probability intervals.

Probability interval	Resolution		
	1 m x 1 m	2 m x 2 m	4 m x 4 m
[0-0.1[83.94	67.33	56.22
[0.1-0.2[13.34	21.49	17.51
[0.2-0.3[2.45	8.55	15.30
[0.3-0.4[0.24	2.35	9.12
[0.4-0.5[0.02	0.27	1.66
[0.5-0.6[-	-	0.18
[0.6-0.7[-	-	-

In contrast, the proportion of pixels in other intervals increases, except for pixels in the interval [0.1-0.2]. Increasing the DEM resolution seems to reduce the uncertainty of the selected pixels. However, increasing the DEM resolution leads to an uncertainty in the runoff flow path pattern within each pixel when the surface is high. Fig. 12 compares the frequency of a few pixels with 4×4 m resolution to the frequency of pixels with 1×1 m resolution. The differences between the 1×1 m pixel frequencies and the 4×4 m pixel frequencies for the same location are variable, which indicates a spatial uncertainty within the pixel even though its frequency is high. Moreover, increasing the DEM resolution leads to a loss of terrain microtopography detail; however, many studies have highlighted the importance of agricultural soil microtopography for runoff direction determination (Cerdan et al., 2002; Le Bissonnais et al., 2005; Souchere et al., 1998).

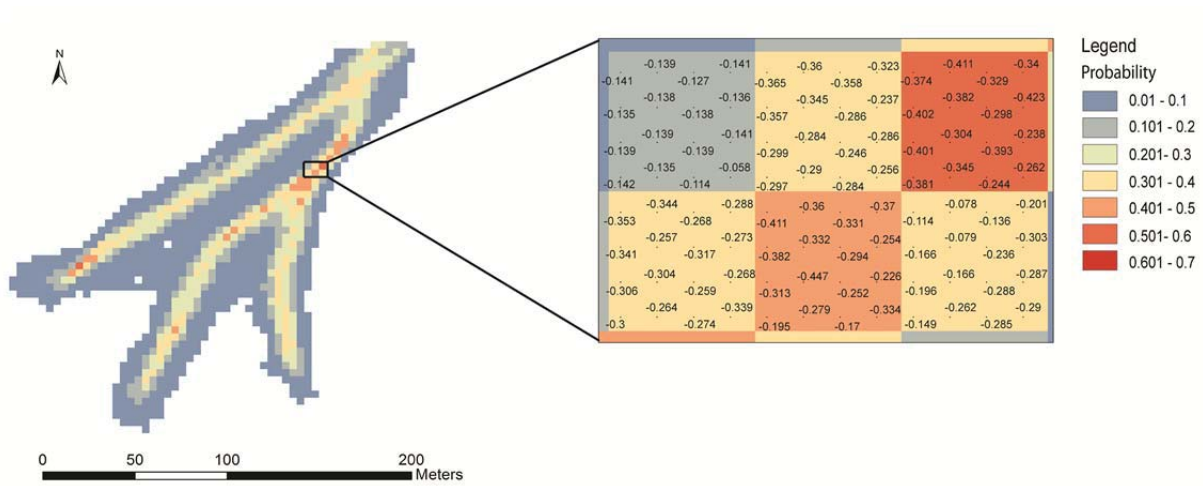


Fig. 12. Frequency differences between 1×1 m resolution pixels and 4×4 m resolution pixels.

3.5 Using Monte Carlo simulation results as decision making tools

Fig. 13 shows the cumulative distribution functions of the variable D , which represents the pixel distance (with probability greater than 0) to the runoff flow path extracted from the DEM using the filling method for preprocessing the DEM and the D8 method as the flow direction method. The distribution functions were computed for DEMs with 1×1 m resolution (Fig. 13A), 2×2 m resolution (Fig. 13B), and 4×4 m resolution (Fig. 13C). The computation is performed using the results from both preprocessing methods, i.e., filling and breaching, and the D8 method as the flow direction extraction algorithm. This choice is adequate because little difference exists between the pixel probabilities maps of the four algorithms. In addition, the D8 algorithm is often the only method implemented in GIS software.

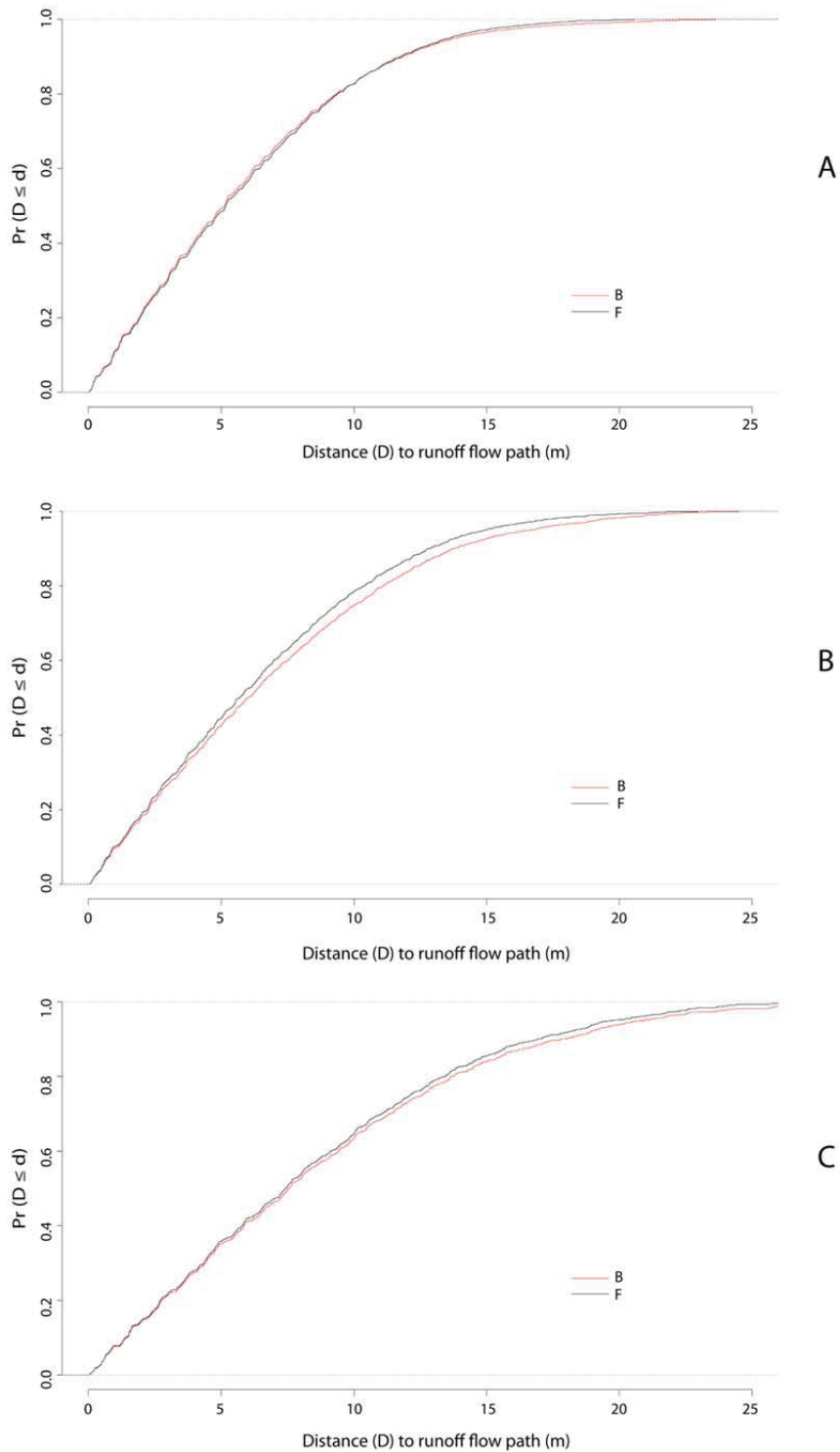


Fig. 13. Cumulative distribution functions of the random variable D (distance from the pixels to the deterministic runoff flow path extracted using Fill_D8). The red curve denotes the cumulative distribution function obtained from the results of DEM preprocessed using the breaching (B) method. The black curve denotes the cumulative distribution function obtained from the results of DEM preprocessed using the filling (F) method. (A) Results from the 1×1 m resolution DEM. (B) Results from the 2×2 m resolution DEM. (C) Results from the 4×4 m resolution DEM.

The computed cumulative distribution functions for the filling and breaching methods are similar regardless of the DEM resolution. We used the Kolmogorov-Smirnov test to verify whether the two curves could be considered equivalent. The null hypothesis is $H_0 : F_F = F_B$ (Alternative hypothesis: $H_1 : F_F \neq F_B$; where F_F is the cumulative distribution function computed using the filling method results and F_B is the cumulative distribution function computed using the breaching method results). The null hypothesis is accepted for DEMs with resolutions of 1×1 m (p -value=0.54) and 4×4 m (p -value=0.10) and is rejected for DEMs with 2×2 m resolution (p -value=0.016) at the significant level $\alpha = 0.05$. However, if we use a significance level of $\alpha = 0.01$, we accept all null hypotheses. This consideration can be justified because, visually speaking, the curves look very similar. Therefore, we can confirm that no significant difference exists between the filling and breaching methods.

Comparing the functions, we observe that the cumulative distribution function grows slowly with the DEM resolution. Therefore, for a given probability, the value of the distance is greater for the 4×4 m resolution DEM. For instance, for a probability of 0.8, we obtain distance (d) values of approximately 9, 11, and 14 m using the cumulative distribution function, F_F , of DEMs with the resolutions of 1×1 m, 2×2 m, and 4×4 m, respectively. This information can be used to draw a buffer with a distance d away from the runoff flow path that was extracted using Fill_D8. Fig. 14 shows the buffers we drew around the runoff flow path extracted from the 1×1 m DEMs. The runoff flow path extracted using Fill_D8, which is considered as the reference flow path, is located on pixels with high probabilities. We also calculated the ratio between the area of the drawn buffer and the total surface of the pixels with probabilities greater than 0. The ratio equals 0.77. This value is close 0.8, which is the probability corresponding to 9 m. We conclude that the cumulative distribution function provides reliable results.

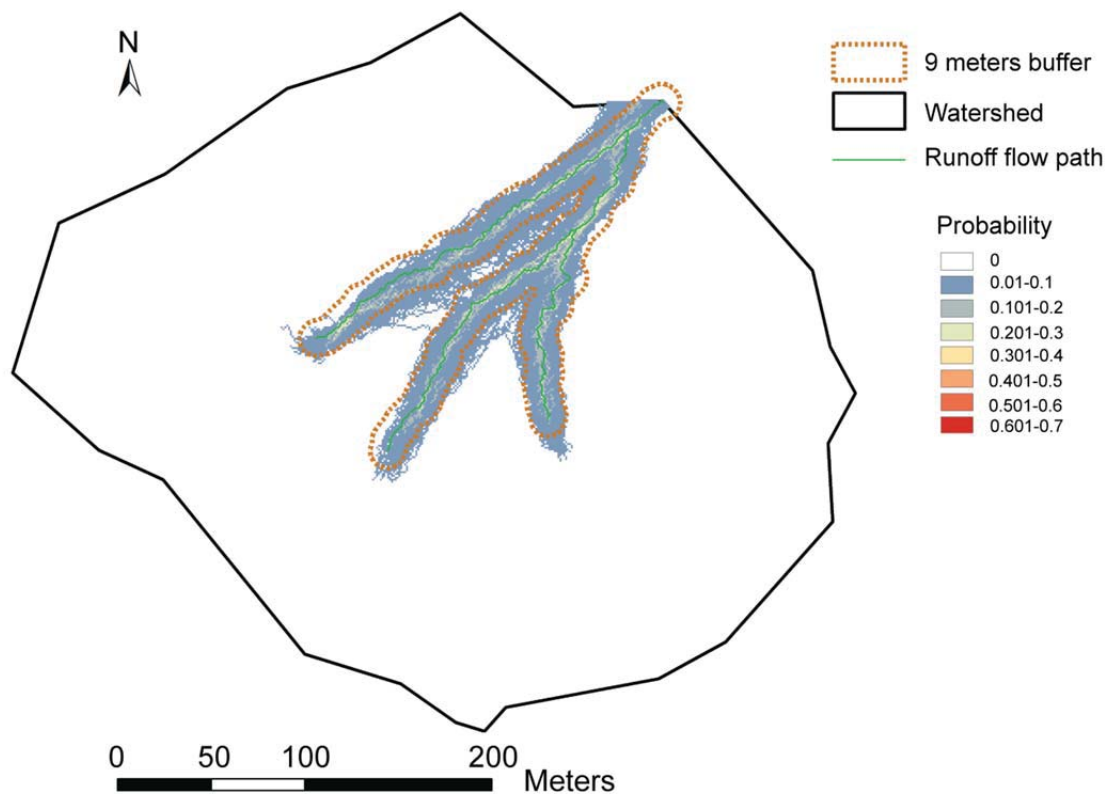


Fig. 14. Area containing the deterministic runoff flow path extracted using Fill_D8 with a probability of 0.8.

Because agricultural microtopography can greatly impact the water flow direction, defining an area that can contain the runoff flow path with a given probability can be used to efficiently locate areas where measures such as double sowing in zones of flow, grass buffer strips, detention ponds, and grassed waterway can be installed. In our case, pixels with probabilities greater than 0 are uniformly distributed along the extracted flow path. Therefore, the drawing of the area containing the runoff flow path using a constant distance seems logical. For different conditions (i.e., larger watersheds with high densities of runoff flow paths), using a constant distance to draw an area around runoff flow paths would lead to overestimating areas in some locations of the flow path and underestimating areas in other

locations. In such conditions, an efficient approach would be to compute constant distances locally. This would involve the subdivision of the runoff flow path into several local flow paths. Then, the cumulative distribution function could be defined for each local flow path, and a constant distance could be defined. The area containing the runoff flow path of the watershed would therefore be obtained by considering a defined runoff flow path (considered as a reference) and a locally constant distance.

4 Conclusion

The main objective of this study was to analyze the uncertainty of runoff flow paths extracted from high resolution DEMs of an agricultural watershed, including impacts of DEM preprocessing methods, DEM resolution, and flow direction extraction algorithms using Monte Carlo simulations. The computations were performed for two preprocessing methods, filling and breaching; DEMs with 1×1 m, 2×2 m, and 4×4 m resolutions; and four flow direction extraction algorithms; D8, D-infinity, Rho8, and FD8.

Results showed that more than 800 simulations were needed to obtain stable results when the DEM resolution is 1×1 m, which is very high compared to the number of simulations required in other studies.

The DEM resolution is found to have a more significant impact on uncertainty than the DEM preprocessing methods and the flow direction extraction algorithms. The D8 algorithm, which is less complex, gives the same results as the more complex algorithms, such as D-infinity and FD8.

The cumulative distribution function of the distance from pixels to a defined reference provides a practical use of the Monte Carlo simulation results for decision making related to controlling damages due to runoff flow from agricultural watersheds (e.g., muddy floods).

References

- Abramowitz, M., Stegun, I.E., 1972. Handbook of mathematical functions with formulas, graphs, and mathematical tables, 10th printing. In: N.B.o.S. U.S. Department of Commerce (Ed.), Washington DC.
- Achour, H., Rebai, N., Van den Driessche, J., Bouaziz, S., 2012. Modelling uncertainty of stream network derived from elevation data using two free softwares: R and SAGA. *Journal of Geographic Information System* 4, 153-160.
- Arora, K., Mickelson, S.K., Helmers, M.J., Baker, J.L., 2010. Review of Pesticide Retention Processes Occurring in Buffer Strips Receiving Agricultural Runoff1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association* 46(3), 618-647.
- Bater, C.W., Coops, N.C., 2009. Evaluating error associated with lidar-derived DEM interpolation. *Computers & Geosciences* 35(2), 289-300.
- Bedan, E.S., Clausen, J.C., 2009. Stormwater Runoff Quality and Quantity From Traditional and Low Impact Development Watersheds1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association* 45(4), 998-1008.
- Biielders, C.L., Ramelot, C., Persoons, E., 2003. Farmer perception of runoff and erosion and extent of flooding in the silt-loam belt of the Belgian Walloon Region. *Environmental Science & Policy* 6(1), 85-93.
- Boardman, J., 2003. Soil erosion and flooding on the eastern South Downs, southern England, 1976–2001. *Transactions of the Institute of British Geographers* 28(2), 176-196.
- Boardman, J., Burt, T.P., Evans, R., Slattery, M.C., Shuttleworth, H., 1996. Soil erosion and flooding as a result of a summer thunderstorm in Oxfordshire and Berkshire, May 1993. *Applied Geography* 16(1), 21-34.
- Boardman, J., Evans, R., Ford, J., 2003. Muddy floods on the South Downs, southern England: problem and responses. *Environmental Science & Policy* 6(1), 69-83.
- Boardman, J., Ligneau, L., de Roo, A., Vandaele, K., 1994. Flooding of property by runoff from agricultural land in northwestern Europe. *Geomorphology* 10(1–4), 183-196.
- Burrough, P.A., McDonnell, R.A., 1998. *Principles of Geographical Information Systems*. Oxford University Press.
- Carter, J.R., 1988. Digital representations of topographic surfaces. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 54, 1577-1580.
- Casalí, J., Gastesi, R., Álvarez-Mozos, J., De Santisteban, L.M., Lersundi, J.D.V.d., Giménez, R., Larrañaga, A., Goñi, M., Agirre, U., Campo, M.A., López, J.J., Donézar, M., 2008. Runoff, erosion, and water quality of agricultural watersheds in central Navarre (Spain). *Agricultural Water Management* 95(10), 1111-1128.
- Casalí, J., Giménez, R., Díez, J., Álvarez-Mozos, J., Del Valle de Lersundi, J., Goñi, M., Campo, M.A., Chahor, Y., Gastesi, R., López, J., 2010. Sediment production and water quality of watersheds with contrasting land use in Navarre (Spain). *Agricultural Water Management* 97(10), 1683-1694.

- Cerdan, O., Souchère, V., Lecomte, V., Couturier, A., Le Bissonnais, Y., 2002. Incorporating soil surface crusting processes in an expert-based runoff model: Sealing and Transfer by Runoff and Erosion related to Agricultural Management. *Catena* 46(2–3), 189-205.
- Charleux-Demargne, J., 2001. Qualité des modèles numériques de terrain pour l'hydrologie, application à la caractérisation du régime de crues des bassins versants. Phd. thesis, Université de Marne-La-Vallée, Montpellier, 270 pp.
- Chorowicz, J., Ichoku, C., Riazanoff, S., Kim, Y.-J., Cervelle, B., 1992. A combined algorithm for automated drainage network extraction. *Water Resources Research* 28(5), 1293-1302.
- Costa-Cabral, M.C., Burges, S.J., 1994. Digital elevation model networks (DEMON); A model of flow over hillslopes for computation contributing and dispersal areas. *Water Resources Research* 30(6), 1681-1692.
- Coveney, S., Fotheringham, A.S., Charlton, M., McCarthy, T., 2010. Dual-scale validation of a medium-resolution coastal DEM with terrestrial LiDAR DSM and GPS. *Computers & Geosciences* 36(4), 489-499.
- Diggle, P.J., Ribeiro jr., P.J., 2007. *Model-based geostatistics*. Springer.
- Edwards, D.R., Hutchens, T.K., Rhodes, R.W., Larson, B.T., Dunn, L., 2000. QUALITY OF RUNOFF FROM PLOTS WITH SIMULATED GRAZING1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association* 36(5), 1063-1073.
- Eisenbeiss, H., Zhang, L., 2006. Comparison of DSMs generated from mini UAV imagery and terrestrial laser scanner in a cultural heritage application. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences XXXVI(Part 5)*, 90-97.
- Endreny, T.A., Wood, E.F., 2001. Representing elevation uncertainty in runoff modelling and flowpath mapping. *Hydrological Processes* 15(12), 2223-2236.
- Evrard, O., Biélers, C.L., Vandaele, K., van Wesemael, B., 2007a. Spatial and temporal variation of muddy floods in central Belgium, off-site impacts and potential control measures. *Catena* 70(3), 443-454.
- Evrard, O., Persoons, E., Vandaele, K., van Wesemael, B., 2007b. Effectiveness of erosion mitigation measures to prevent muddy floods: A case study in the Belgian loam belt. *Agriculture, Ecosystems & Environment* 118(1–4), 149-158.
- Evrard, O., Vandaele, K., van Wesemael, B., Biélers, C.L., 2008. A grassed waterway and earthen dams to control muddy floods from a cultivated catchment of the Belgian loess belt. *Geomorphology* 100(3–4), 419-428.
- Fairfield, J., Leymarie, P., 1991. Drainage networks from grid digital elevation models. *Water Resources Research* 27(5), 709-717.
- FAO, 2006. *The new generation of watershed management programmes and projects*, Rome, Italie.
- Faulkner, H., 2010. Muddy floods: Challenges for the future. *Land Degradation & Development* 21(4), 406-411.

- Franklin, D.H., Truman, C.C., Potter, T.L., Bosch, D.D., Strickland, T.C., Jenkins, M.B., Nuti, R.C., 2012. Nutrient losses in runoff from conventional and no-till pearl millet on pre-wetted Ultisols fertilized with broiler litter. *Agricultural Water Management* 113, 38-44.
- Freebairn, D.M., Wockner, G.H., Silburn, D.M., 1986. Effects of catchment management on runoff, water quality and yield potential from vertisols. *Agricultural Water Management* 12(1-2), 1-19.
- Freeman, T.G., 1991. Calculating catchman area with divergent flow based on a regular grid. *Computers & Geosciences* 17(3), 413-422.
- Garbrecht, J., Martz, L., 1994. Grid size dependency of parameters extracted from digital elevation models. *Computers & Geosciences* 20, 85-87.
- Garbrecht, J., Martz, L.W., 1997. The assignment of drainage direction over flat surfaces in raster digital elevation models. *Journal of Hydrology* 193(1-4), 204-213.
- Gatzolis, D., Fried, J.S., 2004. Adding Gaussian noise to inaccurate digital elevation models improves spatial fidelity of derived drainage networks. *Water Resources Research* 40(2), n/a-n/a.
- Gruber, S., Peckham, S., 2009. Chapter 7: Land-Surface Parameters and Objects in Hydrology. In: H. Tomislav, I.R. Hannes (Eds.), *Developments in Soil Science*. Elsevier, pp. 171-194.
- Guarnieri, A., Vettore, A., Pirotti, F., Menenti, M., Marani, M., 2009. Retrieval of small-relief marsh morphology from Terrestrial Laser Scanner, optimal spatial filtering, and laser return intensity. *Geomorphology* 113(1-2), 12-20.
- Hengl, T., Heuvelink, G.B.M., van Loon, E.E., 2010. On the uncertainty of stream networks derived from elevation data: the error propagation approach. *Hydrology and Earth System Sciences* 14, 13.
- Heritage, L.G., Milan, D.J., Large, A.R.G., Fuller, C., 2009. Influence of survey strategy and interpolation model on DEM quality *Geomorphology* 112(3-4), 334-344.
- Heuvelink, G.B.M., 1998. *Error propagation in environmental modeling with GIS*. Taylor & Francis.
- Heuvelink, G.B.M., 2002. Analysing uncertainty propagation in GIS: why is it not simple? In: G. Foody, P. Atkinson (Eds.), *Uncertainty in Remote Sensing and GIS*, pp. 155-165.
- Huang, Z., Lees, B., 2005. Representing and reducing error in natural resource classification using model combination. *International Journal of Geographical Information Science* 19(6), 603-621.
- Jenson, S.K., Domingue, J.O., 1988. Extracting topographic structure from digital elevation data for geographic information system analysis. *Photogrammetry Engineering and Remote Sensing* 54(11), 1593-1600.
- Kenyon, W., Hill, G., Shannon, P., 2008. Scoping the role of agriculture in sustainable flood management. *Land Use Policy* 25(3), 351-360.
- Kung, O., Strecha, C., Beyeler, A., Zufferey, J.-C., Floreano, D., Fua, P., Gervais, F., 2011. The accuracy of automatic photogrammetric techniques on ultra-light UAV imagery. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* XXXVIII(1/C22), 1-7.

- Lane, S.N., Chandler, J.H., 2003. Editorial: the generation of high quality topographic data for hydrology and geomorphology: new data sources, new applications and new problems. *Earth Surface Processes and Landforms* 28(3), 229-230.
- Le Bissonnais, Y., Cerdan, O., Lecomte, V., Benkhadra, H., Souchère, V., Martin, P., 2005. Variability of soil surface characteristics influencing runoff and interrill erosion. *Catena* 62(2-3), 111-124.
- Lea, N.L., 1992. An aspect driven kinematic routing algorithm. In: A.J. Parsons, A.J. Abrahams (Eds.), *Overland flow: Hydraulic and Erosion Mechanics*. Chapman & Hall, New York, pp. 147-175.
- Lee, J., Snyder, P.K., Fisher, P.F., 1992. Modeling the effect of data errors on feature extraction from digital elevation models. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 58, 1123-1130.
- Leica Geosystems, 2008. Leica GPS1200 user manual.
- Li, Z., 1991. Effects of check points on the reliability of DTM accuracy estimates obtained from experimental tests. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 57(10), 1333-1340.
- Lindsay, J.B., 2005. The Terrain Analysis System: A tool for hydro-geomorphic applications. *Hydrological Processes* 19(5), 1123-1130.
- Lindsay, J.B., 2006. Sensitivity of channel mapping techniques to uncertainty in digital elevation data. *International Journal of Geographical Information Science* 20(6), 669-692.
- Lindsay, J.B., Creed, I.F., 2005. Removal of artefact depressions from digital elevation models: towards a minimum impact approach. *Hydrological Processes* 19(16), 3113-3126.
- Lindsay, J.B., Evans, M.G., 2008. The influence of elevation error on the morphometrics of channels networks extracted from DEMs and the implications for hydrological modelling. *Hydrological Processes* 22(11), 1588-1603.
- Martz, L.W., Garbrecht, J., 1999. An outlet breaching algorithm for the treatment of closed depressions in a raster DEM. *Computers & Geosciences* 25(7), 835-844.
- Martz, L.W., Jong, E.d., 1988. CATCH: A FORTRAN program for measuring catchment area from digital elevation models. *Computers & Geosciences* 14(5), 627-640.
- McCullagh, P., Clifford, D., 2003. *La loi du terroir: how oats and beans and barley grow*, Department of Statistics, University of Chicago.
- Metz, M., Mitasova, H., Harmon, R.S., 2011. Efficient extraction of drainage networks from massive, radar-based elevation models with least cost path search. *Hydrology and Earth System Science* 15, 667-679.
- Minasny, B., McBratney, A.B., 2005. The Matérn function as a general model for soil variograms. *Geoderma* 128(3-4), 192-207.
- Montgomery, D.R., 2007. Soil erosion and agricultural sustainability, *Proceedings of the National academy of Sciences of the United States of America*, pp. 13268-13272.
- Morris, D.G., Heerdegen, R.G., 1988. Automatically derived catchment boundaries and channel networks and their hydrological applications. *Geomorphology* 1(2), 131-141.
- O'Callaghan J., Mark D., 1984. The extraction of drainage networks from digital elevation data. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing* 28(3/4), 12.

- Oksanen, J., Sarjakoski, T., 2005. Error propagation of DEM-based surface derivatives. *Computers & Geosciences* 31.
- Ouédraogo, M., Degré, A., Debouche, C., 2012. Influence de l'état d'ameublissement et de la rugosité du sol des parcelles agricoles sur l'exactitude de l'altitude des points de contrôle positionnés au GPS. *Biotechnol. Agron. Soc. Environ.* 16(1), 33-44.
- Ouédraogo, M., Degré, A., Debouche, C., Lisein, J., 2014. The evaluation of unmanned aerial systems-based photogrammetry and terrestrial laser scanning to generate DEMs of agricultural watersheds. *Geomorphology*, doi: 10.1016/j.geomorph.2014.02.016.
- Pebesma, E.J., 2004. Multivariable geostatistics in S: the gstat package. *Computers & Geosciences* 30(7), 683-691.
- Perroy, R.L., Bookhagen, B., Asner, G.P., Chadwick, O.A., 2010. Comparison of gully erosion estimates using airborne and ground-based LiDAR on Santa Cruz Island, California. *Geomorphology* 118, 288-300.
- Posthumus, H., Hewett, C.J.M., Morris, J., Quinn, P.F., 2008. Agricultural land use and flood risk management: Engaging with stakeholders in North Yorkshire. *Agricultural Water Management* 95(7), 787-798.
- Posthumus, H., Morris, J., 2010. Implications of CAP reform for land management and runoff control in England and Wales. *Land Use Policy* 27(1), 42-50.
- Quinn, P.F., Beven, K., Chevallier, P., Planchon, O., 1991. The prediction of hillslope paths for distributed hydrological modeling using digital terrain models. *Hydrological Processes* 5, 59-79.
- Reuter, H.I., Hengl, T., Gessler, P., Soille, P., 2009. Chapter 4 Preparation of DEMs for Geomorphometric Analysis. In: H. Tomislav, I.R. Hannes (Eds.), *Developments in Soil Science*. Elsevier, pp. 87-120.
- Rieger, W., 1998. A phenomenon-based approach to upslope contributing area and depressions in DEMs. *Hydrological Processes* 12(6), 857-872.
- Robinson, D.A., Blackman, J.D., 1990. Soil erosion and flooding: Consequences on land use policy and agricultural practice on the South Downs, East Sussex, UK. *Land Use Policy* 7(1), 41-52.
- Sahrawat, K.L., Wani, S.P., Pathak, P., Rego, T.J., 2010. Managing natural resources of watersheds in the semi-arid tropics for improved soil and water quality: A review. *Agricultural Water Management* 97(3), 375-381.
- Shi, X., Girod, L., Long, R., DeKett, R., Philippe, J., Burke, T., 2012. A comparison of LiDAR-based DEMs and USGS-sourced DEMs in terrain analysis for knowledge-based digital soil mapping. *Geoderma* 170, 217-226.
- Soille, P., 2004a. Optimal removal of spurious pits in grid digital elevation models. *Water Resources Research* 40(12), W12509, doi:10.1029/2004WR003060.
- Soille, P., 2004b. Morphological carving. *Pattern Recognition Letters* 25(5), 543-550.
- Soille, P., Gratin, C., 1994. An Efficient Algorithm for Drainage Network Extraction on DEMs. *Journal of Visual Communication and Image Representation* 5(2), 181-189.
- Souchère, V., King, C., Dubreuil, N., Lecomte-Morel, V., Le Bissonnais, Y., Chalat, M., 2003. Grassland and crop trends: role of the European Union Common Agricultural Policy and consequences for runoff and soil erosion. *Environmental Science & Policy* 6(1), 7-16.

- Souchere, V., King, D., Daroussin, J., Papy, F., Capillon, A., 1998. Effects of tillage on runoff directions: consequences on runoff contributing area within agricultural catchments. *Journal of Hydrology* 206(3–4), 256-267.
- Stankoviansky, M., Minár, J., Barka, I., Bonk, R., Trizna, M., 2010. Investigating muddy floods in Slovakia. *Land Degradation & Development* 21(4), 336-345.
- Tarboton, D., 1997. A new method for the determination of flow directions and upslope areas in grid digital elevation models. *Water Resources Research* 33(2), 12.
- Tarboton, D., Bras, R.L., Rodriguez-Iturbe, I., 1991. On the extraction of channel networks from digital elevation models. *Hydrological Processes* 5, 81-100.
- Temme, A.J.A.M., Heuvelink, G.B.M., Schoorl, J.M., Claessens, L., 2009. Geostatistical simulation and error propagation in geomorphometry. In: T. Hengl, H.I. Reuter (Eds.), *Geomorphometry: Concept, Software, Applications*. Development in Soil Science. Elsevier, pp. 121-140.
- Terzoudi, C.B., Gemtos, T.A., Danalatos, N.G., Argyrokastritis, I., 2007. Applicability of an empirical runoff estimation method in central Greece. *Soil and Tillage Research* 92(1–2), 198-212.
- Tianqi, A.O., Takeuchi, K., Ishidaira, H., Yoshitani, J., Fukami, K., 2003. Development and application of a new algorithm for automated pit removal for grid DEMs. *Hydrological Sciences Journal* 48(6), 985-997.
- Tribe, A., 1992. Automated recognition of valley lines and drainage networks from digital elevation model: a review and a new method. *Journal of Hydrology* 139, 263-293.
- Vallet, J., Panissod, F., Strecha, C., Tracol, M., 2011. Photogrammetric performance of an ultra light weight swinglet "UAV". *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences XXXVIII(1/C22)*, 1-7.
- Verstraeten, G., Poesen, J., 1999. The nature of small-scale flooding, muddy floods and retention pond sedimentation in central Belgium. *Geomorphology* 29(3–4), 275-292.
- Wang, L., Liu, H., 2006. An efficient method for identifying and filling surface depressions in digital elevation models for hydrologic analysis and modelling. *International Journal of Geographical Information Science* 20(2), 193-213.
- Wechsler, S.P., 2007. Uncertainties associated with digital elevation models for hydrologic applications: a review. *Hydrology and Earth System Sciences* 11, 1481-1500.
- Wheater, H., Evans, E., 2009. Land use, water management and future flood risk. *Land Use Policy* 26S, S251-S264.

Chapitre 5

Influence de l'état
d'ameublissement et de la rugosité
des parcelles agricoles sur
l'exactitude de l'altitude des points
de contrôle positionnés au GPS

Influence de l'état d'ameublissement et de la rugosité du sol des parcelles agricoles sur l'exactitude de l'altitude des points de contrôle positionnés au GPS

Mohamar Moussa Ouédraogo ⁽¹⁾, Charles Debouche ⁽¹⁾, Aurore Degré ⁽²⁾

⁽¹⁾ Univ. Liège - Gembloux Agro-Bio Tech. Unité de Mécanique des Fluides et Environnement. Passage des Déportés, 2. B-5030 Gembloux (Belgique). E-mail : MohamarMoussa.Ouedraogo@ulg.ac.be

⁽²⁾ Univ. Liège - Gembloux Agro-Bio Tech. Unité d'Hydrologie et Hydraulique agricole. Passage des Déportés, 2. B-5030 Gembloux (Belgique).

Reçu le 13 septembre 2010, accepté le 14 juin 2011.

Notre objectif est d'estimer à travers des intervalles de variation, l'influence de l'état d'ameublissement et de la rugosité des parcelles agricoles, conséquences des outils de travail du sol, sur l'exactitude de l'altitude des points de contrôle positionnés au GPS (*Global Positioning System*) en mode RTK (*Real Time Kinematic*). Pour cela, des levés de l'altitude de 16 points (avec une distance de 100 mm entre les points) ont été réalisés d'abord à la Station Totale (ST), puis au GPS RTK sur 6 transects dans 2 parcelles (3 transects par parcelle). Les techniques culturales pratiquées sur les deux parcelles sont différentes. La parcelle 1 est labourée, la parcelle 2 a subi un travail du sol pour le semis du froment. L'analyse de la variance est ensuite appliquée aux écarts d'altitude obtenus entre ST et GPS RTK pour estimer l'intervalle de variation dû à l'ameublissement du sol, tandis que la méthode de la décomposition en série chronologique est appliquée aux données GPS RTK pour estimer l'intervalle de variation dû à l'influence de la rugosité du sol. Ces intervalles de variation des altitudes dans les parcelles 1 et 2 sont respectivement [51 mm ; 57 mm], [-4 mm ; 4 mm] et [97 mm ; 113 mm], [-35 mm ; 23 mm]. Ces résultats montrent que l'exactitude des points de contrôle est influencée d'une part par l'état d'ameublissement du sol des parcelles, et d'autre part par leur rugosité. Nous pouvons en conclure que l'état d'ameublissement et la rugosité ont une influence non négligeable sur l'exactitude des points de contrôle localisés sur les parcelles agricoles. Cette influence devra être considérée dans l'évaluation de l'exactitude des modèles numériques de terrain des bassins versants agricoles.

Mots-clés. Sol agricole, travail du sol, système de positionnement global, relevé (des données), altitude, facteur lié au site, structure du sol, modèle mathématique.

Agricultural soil tilth and roughness impact on the exactness of ground control points elevation surveyed by GPS. Our goal in this study is to estimate through ranges of variation, the impact of agricultural parcels soil's tilth and roughness, due to cultivation techniques, on the exactness of ground control points elevation surveyed by RTK (Real Time Kinematic) GPS (Global Positioning System). So, 16 point's elevations which were located each 100 mm on a transect have been surveyed first by using a Total Station (TS), and then a RTK GPS in 2 parcels (3 transects per parcel). Cultivation techniques on those parcels were different. The parcel 1 was tilled, and the soil of parcel 2 was prepared for cereal cropping. Then, the analysis of variance has been applied on the differences of TS and RTK GPS elevations data to estimate the confidence interval of ground control points elevation due to soil tilth, whereas the times series statistical method has been applied on elevation data to estimate the confidence interval due to soil roughness. The confidence intervals of points elevation are estimated being [51 mm; 57 mm], [-4 mm; 4 mm] for parcel 1, and [97 mm; 113 mm], [-35 mm; 23 mm], for parcel 2. Results show that ground control point's elevations exactness is influenced by soil tilth and soil roughness. In conclusion, we can admit that soil tilth and soil roughness have significant impact on the exactness of ground control points located on agricultural parcels. This impact must be considered in Digital Elevation Model (DEM) errors evaluation of agricultural watershed.

Keywords. Agricultural soils, tillage, global positioning systems, surveying, altitude, site factors, soil structure, mathematical models.

1. INTRODUCTION

Ces dernières années, l'intérêt croissant des scientifiques par rapport à la qualité des résultats fournis par les modèles mathématiques s'est marqué par de nombreuses recherches et publications. Particulièrement, dans le domaine de l'hydrologie et de l'hydraulique, plusieurs questions se posent sur la qualité des résultats des nombreuses applications qui font appel aux Modèles Numériques de Terrain (MNT). Le MNT est une représentation numérique et mathématique de l'altitude d'un point quelconque de la surface terrestre d'une zone géographique, dans un système référentiel bien défini. Selon Carter (1988), un MNT, même de meilleure exactitude, reste une approximation de la réalité du terrain. Dès lors, il contient toujours des erreurs.

Les sources d'erreurs du MNT sont variées et incluent principalement :

- l'exactitude des points de contrôle¹,
- leur densité²,
- la distribution des données sources³,
- la situation géographique de la zone d'étude⁴,
- les méthodes d'interpolation utilisées pour générer le MNT⁵,
- la microtopographie de la zone d'étude⁶

(Li, 1991 ; Zhou et al., 2002 ; Zhu et al., 2005 ; Heritage et al., 2009).

Huang et al. (2005) et Oksanen et al. (2005) ont montré que ces erreurs peuvent se propager et influencer considérablement les résultats finaux d'une application.

L'Écart Quadratique Moyen (EQM) est le paramètre statistique utilisé par plusieurs auteurs (Li, 1992 ; Desmet, 1996 ; Chaplot et al., 2006 ; Liu et al., 2008 ; Bater et al., 2009 ; Höhle et al., 2009 ; Chen et al., 2010) pour quantifier l'exactitude du MNT.

¹ Les points de contrôle peuvent être acquis en utilisant des matériels topographiques dont la précision et la justesse peuvent varier considérablement.

² Plus les points de contrôle sont denses, plus les erreurs les plus probables seront enregistrées.

³ Selon la stratégie choisie par l'opérateur, les données sources peuvent être plus ou moins denses. Plus les données sont denses, plus les détails du relief sont révélés. D'autre part, le choix d'une mesure guidée par la morphologie du terrain ne permet pas de révéler tous les détails du terrain.

⁴ Il est évident que les erreurs de mesures seront moindres pour une zone dégagée et sans activité endogène, comparativement à une zone forestière ou à une zone habitée.

⁵ Une méthode d'interpolation permet une estimation de l'altitude d'un pixel du MNT à partir des informations altimétriques connues de ces voisins. Cette estimation sera différente d'une méthode à l'autre.

⁶ La microtopographie d'une zone d'étude est le résultat de phénomènes naturels ou d'activités endogènes permanents, ayant pour conséquence de faire varier l'altitude des points qui y sont localisés.

Pour calculer l'EQM d'un MNT, il est nécessaire de disposer de points de contrôle dont l'exactitude des coordonnées est significativement meilleure que celle des données originales qui seront utilisées pour générer le MNT (Wechsler, 2007). Li (1991 ; 1992) a montré que l'exactitude d'un MNT est influencée par la densité, la précision et la distribution des points de contrôle. Peu d'études ont été menées concernant l'influence de la microtopographie sur l'exactitude des MNT. La microtopographie des parcelles agricoles étant en perpétuel changement, elle pourrait avoir un impact non négligeable sur l'exactitude de l'élévation des points de contrôle. Sur les parcelles agricoles, le travail du sol vise principalement à créer des conditions de croissance et de production favorables pour la plante. Les principaux objectifs sont dès lors de créer un volume de pores suffisant pour absorber l'eau et l'air et pour permettre une pénétration facile des racines des plantes en ameublissant le sol dans la couche cultivable. Pendant cette opération, et selon la culture à semer, la rugosité de la surface de la parcelle est modifiée ainsi que son état d'ameublissement.

Plusieurs études ont été menées dans l'objectif de caractériser la rugosité de la surface des sols, car il est admis par plusieurs auteurs que la rugosité est un paramètre important pour comprendre le mécanisme de l'érosion et du transport des sédiments, ainsi que le ruissellement à l'échelle de la microtopographie. C'est ainsi que Cerdan et al. (2001) mettent en évidence les trois variables à l'échelle de la microtopographie, dont les rôles sont prépondérants sur le ruissellement et la charge solide : la rugosité, la couverture végétale et le faciès (stade de développement de la croute de battance). Le Bissonnais et al. (2004) ont quant à eux défini à partir de mesures visuelles de la rugosité et du faciès, six états de surface déduits de la grande diversité de techniques culturales.

Dans la littérature, les méthodes utilisées pour mesurer la rugosité d'une surface sont classées en deux catégories : les méthodes nécessitant un contact direct avec la surface expérimentale dont la méthode du profilographe (Kuipers, 1957 ; Podmore et al., 1981), la méthode de la chaîne (Saleh, 1993 ; Merrill, 1998) et la méthode du rugosimètre électronique (Planchon et al., 1998) ; et les méthodes utilisant les techniques de la télédétection dont la photogrammétrie, le laser (Römkens et al., 1986 ; Huang et al., 1988 ; Bertuzzi et al., 1990 ; Jester et al., 2005) et les méthodes acoustiques (Oelze et al., 2003).

En général, une analyse approfondie de la rugosité du sol nécessite des mesures en 3D de la topographie, ce qui demande une mise en place assez lourde. Cependant, il est parfois nécessaire de pouvoir caractériser la rugosité à partir de moyens de mesure simples en 2D à travers des paramètres simples. L'utilisation du profilographe sur des transects reste la plus fréquente en 2D à cause

de sa simplicité. Cependant, cette technique présente le désavantage d'être destructrice au contact du sol (Moreno et al., 2008).

Des paramètres sont utilisés pour caractériser la rugosité. Il s'agit de :

- l'écart relatif entre la longueur d'une chaîne déployée sur le sol et celle de sa projection sur un axe horizontal (dans le cas d'un profil linéaire issu d'un profilographe),
- l'écart-type des altitudes minorées des effets de la tendance générale due à la topographie du sol,
- la différence entre les valeurs maximale et minimale des altitudes mesurées sur un transect.

Cependant, ces paramètres ne tiennent pas compte des erreurs aléatoires inévitables survenant pendant l'utilisation des matériels d'acquisition des données. Jester et al. (2005) ont seulement abordé la résolution maximale atteignable par les différentes méthodes, ainsi que leur précision. Or pour une méthode de mesure, la rugosité peut être amplifiée par la présence d'erreurs aléatoires de mesure.

L'acquisition des points de contrôle étant l'étape nécessaire pour estimer l'exactitude d'un MNT, il nous semble logique d'évaluer *a priori* l'influence de la microtopographie sur l'altitude des points de contrôle, ce qui permettra dans nos futures recherches d'analyser l'impact de la microtopographie sur l'exactitude des MNT.

Notre objectif dans cet article est d'utiliser des outils statistiques afin de quantifier à travers des intervalles de variation des altitudes, d'une part l'influence de l'état d'ameublissement du sol d'une parcelle agricole, et d'autre part l'influence de son état de rugosité sur l'exactitude de l'altitude des points de contrôle positionnés au GPS. La méthode que nous utilisons pour estimer la rugosité est basée sur l'approche de la décomposition des données en série chronologique. Cette méthode permet l'analyse des données expérimentales minorées des erreurs aléatoires et permet de révéler le caractère répétitif de la rugosité des surfaces agricoles due à l'utilisation des outils de travail.

Pour un point de contrôle donné, l'objectif est de pouvoir simuler indépendamment les erreurs dues

d'une part à l'état d'ameublissement, et d'autre part à la rugosité du sol, erreurs qui, additionnées à l'altitude originale obtenue au GPS, génèrent une réalisation possible de cette dernière. Cette procédure nous assure de tenir compte de l'influence de la microtopographie sur l'altitude des points de contrôle pour l'évaluation de l'exactitude des MNT dans des études futures.

2. MATÉRIEL ET MÉTHODES

2.1. Caractéristiques des parcelles d'étude

Deux parcelles agricoles ont été sélectionnées. Chaque parcelle a subi un travail du sol particulier. Le **tableau 1** donne des informations sur les caractéristiques de ces parcelles.

2.2. Échantillonnage par levés GPS (*Global Positioning System*) et à la Station Totale (ST)

Le récepteur GPS utilisé est un récepteur de précision centimétrique manipulé en mode RTK (*Real Time Kinematic*), recevant des corrections en temps réel par téléphone portable, émises par le système Walcors. Ce dernier est un réseau permanent de stations de référence couvrant le territoire de la Wallonie (Belgique) et appartenant à la Région wallonne (Walcors, 2007).

La ST utilisée intègre une antenne GPS permettant de réaliser des levés GPS en mode RTK de points quelconques pouvant être utilisés comme points de référence pour la mise en station de l'appareil. Elle est également dotée d'un rayon laser qui permet à l'opérateur de lever un point avec une précision millimétrique sans y stationner un réflecteur. Cette opération permet de ne pas modifier l'altitude du point après l'opération de visée.

Sur chaque parcelle expérimentale, trois transects ont été sélectionnés de manière aléatoire, mais perpendiculairement à la direction de travail du sol. Sur chaque transect, 16 points positionnés à un intervalle de 100 mm ont été levés (détermination des coordonnées x, y et z) d'abord à la ST, puis au GPS en mode RTK. Cette procédure expérimentale évite de modifier l'altitude du point à lever par la ST, ce

Tableau 1. Caractéristiques des parcelles expérimentales — *Characteristics of experimental parcels.*

Travail du sol	Parcelle 1	Parcelle 2
	Sol sur limon à drainage naturel légèrement excessif	Sol limoneux à drainage naturel excessif à horizon B textural
Vitesse d'avancement du tracteur	8 km·h ⁻¹	6 km·h ⁻¹
Outils de travail du sol	Décompacteur, herse rotative et semoir	Charrue
Culture prévue par l'agriculteur	Froment	Interculture d'hiver

qui permet d'obtenir l'altitude réelle du point sur le terrain. Cela n'est pas le cas pour le levé au GPS qui modifie la topographie du point par le fait de stationner la canne de l'antenne du GPS sur ce dernier. Dans la suite de notre travail nous nous référerons à T^1_1, T^1_2, T^1_3 pour désigner les trois transects sur la parcelle 1 et par T^2_1, T^2_2, T^2_3 pour désigner les trois transects sur la parcelle 2.

2.3. Influence de l'état d'ameublissement des parcelles sur les points de contrôle

Une analyse de la variance (AV) à deux critères de classification est appliquée sur les écarts d'altitude observés par les deux appareils dans le but d'estimer les erreurs accidentelles et les erreurs systématiques éventuelles introduites par le processus de mesurage de l'altitude des points de contrôle. Le sol de la parcelle étant ameubli par le travail du sol, l'altitude réelle mesurée au GPS est sous-estimée parce que la canne de l'antenne a tendance à s'enfoncer dans le sol. Ce qui n'est pas le cas de la ST qui mesure l'altitude réelle du point positionné en utilisant un rayon laser. Cela évite à l'opérateur de stationner un réflecteur sur le point.

Les deux critères de classifications utilisés dans l'analyse de la variance sont :

- le critère « Parcelle », considéré comme fixe,
- le critère « Transect » considéré comme aléatoire.

Selon Dagnelie (2006), le modèle statistique qui lie les deux critères de classification est le modèle mixte hiérarchisé, car les transects sélectionnés dans la parcelle 1 n'ont aucune correspondance dans la parcelle 2.

Le modèle mathématique de l'analyse de la variance appliquée sur les écarts d'altitude s'écrit comme suit :

$$\Delta Z_{ijk} - m_{..} = s_i + T_{j/i} + R_{ijk} \quad (\text{Équation 1})$$

où ΔZ_{ijk} est l'écart d'altitude sur le point k, observé sur le transect j de la parcelle i, $m_{..}$ est la moyenne générale des écarts d'altitude observés sur tous les j transects de l'ensemble des i parcelles, s_i est la constante décrivant

l'effet principal de la parcelle i sur les écarts d'altitudes observés, $T_{j/i}$ est la composante aléatoire de l'effet du transect j dans la parcelle i, R_{ijk} comprend toutes les composantes aléatoires de l'erreur accidentelle qui ne sont liées ni à la parcelle, ni au transect.

Si nous notons m_1, m_2 les moyennes des écarts d'altitude observés sur les parcelles 1 et 2, σ^2_T la variance de la composante de l'erreur accidentelle liée au transect, les hypothèses nulles testées par l'analyse de la variance sont :

$$H_0 : m_1 = m_2 \quad (\text{Équation 2})$$

$$H_0' : \sigma^2_T = 0. \quad (\text{Équation 3})$$

Si l'hypothèse nulle H_0 est acceptée, cela signifie qu'il existe une égalité entre les moyennes des écarts d'altitude observés sur les deux parcelles.

Si l'hypothèse nulle H_0' est acceptée, cela signifie qu'il n'existe pas de différence significative entre les moyennes des écarts d'altitude observés sur les transects dans les deux parcelles.

Le **tableau 2** donne le tableau de l'analyse de la variance à deux critères (AV2) de classification pour un modèle hiérarchisé mixte.

Il existe un effet significatif d'un facteur si la valeur de F calculée est supérieure à la valeur critique de la variable de Fisher-Snedecor.

L'analyse de la variance suppose que les distributions de probabilité des écarts d'altitude suivent une distribution normale et que leurs dispersions sont identiques d'une surface à l'autre, et d'un transect à l'autre. L'hypothèse de normalité des erreurs accidentelles liées au processus de mesurage des coordonnées d'un point par GPS est habituellement admise (Debouche et al., 2008). Cependant, l'analyse de la variance porte dans notre cas sur des différences d'altitude et non sur des altitudes. Néanmoins, nous pouvons conclure que la normalité des différences d'altitude découle de celle des erreurs de mesures sur les altitudes. Soulignons que l'analyse de la variance est relativement robuste vis-à-vis d'une éventuelle non-normalité des erreurs accidentelles, pour autant

Tableau 2. Tableau de l'analyse de la variance à deux critères de classification pour un modèle hiérarchisé mixte — *Table of two-way analysis of variance for a nested mixed model.*

Source de variation	Degrés de liberté	Somme des carrés des écarts	Carrés moyens	F
Parcelle	p - 1	SCE _a	CM _a	CM _a / CM _{b/a}
Transect (dans parcelle)	q. - p	SCE _{b/a}	CM _{b/a}	CM _{b/a} / CM _t
Variation résiduelle	n.. - q.	SCE _t	CM _t	
Totaux	n.. - 1	SCE_t		

p : nombre de parcelles — *number of parcels* ; q. : nombre total de transects — *total number of transects* ; n.. : nombre total d'observations — *total number of observations.*

que la distribution soit une distribution en cloche (Dagnelie, 2006).

Si l'une des hypothèses nulles de l'AV2 est rejetée, l'estimation de l'erreur accidentelle due au processus de mesurage de l'altitude des points de contrôle sur les parcelles devra se faire pour chaque parcelle en utilisant le modèle aléatoire de l'analyse de la variance à un critère de classification (AV1). Le **tableau 3** donne le tableau de l'AV1 pour un modèle aléatoire.

L'hypothèse nulle testée par l'AV1 pour la surface i est $H_0 : \sigma_{T_i}^2 = 0$.

Si l'hypothèse nulle H_0 est rejetée, cela signifie qu'il existe une différence significative entre les écarts d'altitude observés sur les transects de la parcelle i ; dans ce cas, l'écart-type estimé qui caractérise la variabilité des écarts d'altitude est donné comme suit :

$$\hat{\sigma}_{\Delta Z_i} = \sqrt{\hat{\sigma}_{T_i}^2} + \sqrt{\hat{\sigma}_{R_i}^2}, \quad i = 1, 2 \quad (\text{Équation 4})$$

$\hat{\sigma}_{\Delta Z_i}$ est l'écart-type estimé qui caractérise la variabilité des écarts d'altitude dans la parcelle i ,

$\hat{\sigma}_{T_i}^2$ est la composante aléatoire de l'effet du transect dans la parcelle i ,

$\hat{\sigma}_{R_i}^2$ est la composante aléatoire résiduelle des écarts d'altitude dans la parcelle i .

Si l'hypothèse nulle H_0 est acceptée, l'écart-type estimé se déduit de l'équation suivante :

$$\hat{\sigma}_{\Delta Z_i} = \sqrt{\hat{\sigma}_{R_i}^2}, \quad i = 1, 2. \quad (\text{Équation 5})$$

Si les hypothèses nulles de l'AV2 sont acceptées, l'écart-type estimé caractérisant la variabilité des écarts d'altitude sur les surfaces 1 et 2 est donné par l'équation ci-dessous :

$$\hat{\sigma}_{\Delta Z} = \sqrt{\hat{\sigma}_R^2} = \hat{\sigma}_R \quad (\text{Équation 6})$$

$\hat{\sigma}_{\Delta Z}$ est l'écart-type estimé qui caractérise la variabilité des écarts d'altitude sur les parcelles 1 et 2,

$\hat{\sigma}_R^2$ est la variance résiduelle des écarts d'altitude observés dans les parcelles 1 et 2.

Avec :

$$\hat{\sigma}_T^2 = CM_A - CM_R / n'; \quad n' = (n^2 - \sum_{i=1}^q n_i^2) / (n(q-1))$$

il vaut l'effectif commun des trois transects si ces derniers sont de même effectif ;

$$\hat{\sigma}_R^2 = CM_R.$$

Dans le cas où l'hypothèse nulle H_0 est rejetée, un test d'égalité de la variance permet de se prononcer sur l'égalité de la variabilité des écarts d'altitude observés sur les parcelles 1 et 2. Le test réalisé est un test F de Fisher-Snedecor qui nécessite le calcul du rapport des deux variances,

$$\hat{\sigma}_{P_1}^2 \text{ et } \hat{\sigma}_{P_2}^2,$$

où $\hat{\sigma}_{P_1}^2$ est la composante aléatoire associée aux écarts d'altitude des points dans la parcelle P_1 , et

$\hat{\sigma}_{P_2}^2$ est celle associée aux écarts d'altitude des points dans la parcelle P_2

$$F_{obs} = \frac{\sigma_{\max}^2}{\sigma_{\min}^2}.$$

Ce test suppose que les populations comparées sont indépendantes. L'hypothèse nulle est rejetée si la valeur de F_{obs} calculée est supérieure à la variable $F_{1-\alpha/2}^{k_1, k_2}$ de Fisher-Snedecor à k_1 et k_2 degrés de liberté, avec k_1 le degré de liberté (ddl) de la variance la plus grande et k_2 le ddl de la variance la plus petite (Dagnelie, 2006). Une fois la composante aléatoire des erreurs déterminée, la composante systématique peut être évaluée par un test de conformité qui permet de tester la nullité de la moyenne des écarts d'altitude observés (Debouche et al., 2008). L'hypothèse nulle testée est donnée par :

$$H_0 : m_{\Delta Z} = 0. \quad (\text{Équation 7})$$

Tableau 3. Tableau de l'analyse de la variance à un critère de classification pour un modèle aléatoire — *Table of one-way analysis of variance for a randomized model.*

Source de variation	Degrés de liberté	Somme des carrés des écarts	Carrés moyens	F
Transect (dans parcelle)	p - 1	SCE _a	CM _a	CM _a / CM _t
Variation résiduelle	n. - p	SCE _t	CM _t	
Totaux	n. - 1	SCE_t		

p : nombre de transects — *number of transects.*

Il s'agit du test t de Student qui compare la valeur de

$$t_{obs} = \frac{|\overline{\Delta Z}_i|}{(\hat{\sigma}_{\Delta Z_i} / \sqrt{n})}$$

avec $\overline{\Delta Z}_i$ la moyenne des écarts d'altitude observés sur la parcelle i,

$\hat{\sigma}_{\Delta Z_i}$ l'écart-type estimé des écarts d'altitude observés sur la parcelle i, et n le nombre des écarts d'altitude observés,

à la valeur de la variable t de Student à $n-1$ ddl. L'hypothèse nulle est rejetée au niveau de signification α si t_{obs} est supérieure à $t_{1-\alpha/2}$. L'intervalle de confiance qui contient les écarts d'altitude avec la probabilité $1-\alpha$ peut être déduit de la formule ci-dessous :

$$\overline{\Delta Z} \pm t_{1-\alpha/2} \times \hat{\sigma}_{\Delta Z} / \sqrt{n}. \quad (\text{Équation 8})$$

2.4. Influence de l'état de rugosité de la parcelle sur les points de contrôle

Nous acceptons l'hypothèse que le modèle mathématique qui décrit les séries des altitudes observées à la ST sur un transect j est additif. Si le transect j est composé de p périodes, le modèle mathématique est donné par l'équation suivante :

$$Z_{hk} = f_{hk} + g_k + D_{hk} + ST_{hk} \quad h = 1, \dots, p, k = 1, \dots, q \quad (\text{Équation 9})$$

où q désigne le nombre d'observations altimétriques localisées sur une période h . La valeur de q a été déterminée grâce à la connaissance des dimensions des outils de travail du sol pour le labour et le semis, et en observant les traces laissées sur les transects pendant les mesures. Cela permet aisément de compter le nombre de points localisés sur une période. Ces observations montrent que q vaut 3 pour la parcelle 1 et 5 pour la parcelle 2. Le choix de ces valeurs a été confirmé en testant le caractère aléatoire des résidus *a posteriori* ; f_{hk} est la tendance générale, c'est-à-dire dans notre cas, la pente du transect j. Elle peut être recherchée par les méthodes classiques de la régression, linéaire ou non ; g_k est la composante périodique qui se reproduit indéfiniment dans l'espace en restant toujours identique à elle-même. Elle peut être déterminée en calculant les écarts entre les valeurs observées z_{hk} et les valeurs correspondantes de la tendance générale

$$\hat{f}_{hk}$$

comme indiqué dans l'équation ci-dessous :

$$Z_{hk} = Z_{hk} - \hat{f}_{hk}. \quad (\text{Équation 10})$$

On définit ensuite les moyennes :

$$\bar{z}'_k = \frac{1}{p} \sum_{h=1}^p z'_{hk}$$

et les écarts périodiques :

$$\hat{g}_k = \bar{z}'_k - \frac{1}{q} \sum_{h=1}^q \bar{z}'_k \quad (\text{Équation 11})$$

Les valeurs observées des composantes aléatoires sont calculées par l'équation ci-dessous :

$$D_{hk} + ST_{hk} = z'_{hk} - \hat{g}_k = z_{hk} - \hat{f}_{hk} - \hat{g}_k \quad (\text{Équation 12})$$

D_{hk} est la composante aléatoire résiduelle dans le transect j due à la variabilité des altitudes ; ST_{hk} est la composante aléatoire dans le transect j due à l'appareil de mesure, une Station Totale dans notre cas.

$\hat{\sigma}_{ST_{hk}}^2$ est donnée par le constructeur de l'appareil dans le manuel technique qui accompagne ce dernier, elle est donc connue.

3. RÉSULTATS ET DISCUSSION

3.1. Analyse des différences d'altitude

Les **tableaux 4** et **5** présentent les altitudes mesurées au GPS et à la ST sur les transects des parcelles 1 et 2.

Le **tableau 6** présente le résultat de l'analyse de la variance à deux critères de classification réalisée sur les écarts d'altitude. Nous pouvons remarquer que l'hypothèse d'égalité des moyennes des écarts d'altitude sur les deux parcelles est rejetée. Il existe donc une différence significative entre les moyennes des écarts d'altitudes observés sur les parcelles. Nous pouvons donc appliquer l'AV1 sur les écarts d'altitude observés séparément sur chacune des parcelles.

Les **tableaux 7** et **8** présentent les résultats de l'AV1 réalisée sur les écarts d'altitude observés sur les transects des parcelles 1 et 2 respectivement.

Nous pouvons remarquer que l'hypothèse d'égalité de la moyenne des écarts d'altitude sur les transects de la parcelle 1 peut être acceptée car F est inférieure à la valeur critique de F à 2 et 45 degrés de liberté. Il n'y a donc pas de différence significative entre les

Tableau 4. Altitudes (m) des points levés au GPS (*Global Positioning System*) et à la ST (Station Totale) sur trois transects sélectionnés de manière aléatoire dans la parcelle 1. Les points levés sont distants horizontalement de 100 mm — *Elevation of ground control points surveyed using GPS (Global Positioning System) and TS (Total Station) on three transects randomly selected in parcel 1; a horizontal distance of 100 mm has been observed between the points.*

Z11.		Z12.		Z13.	
GPS	ST	GPS	ST	GPS	ST
160,406	160,471	160,566	160,621	160,465	160,524
160,425	160,487	160,542	160,609	160,476	160,520
160,447	160,491	160,554	160,603	160,437	160,498
160,457	160,496	160,537	160,594	160,458	160,497
160,464	160,506	160,529	160,590	160,451	160,495
160,462	160,505	160,529	160,588	160,444	160,480
160,458	160,517	160,518	160,577	160,439	160,479
160,483	160,537	160,523	160,572	160,398	160,460
160,443	160,533	160,508	160,563	160,393	160,472
160,481	160,545	160,505	160,567	160,398	160,466
160,489	160,554	160,506	160,551	160,405	160,460
160,491	160,565	160,508	160,548	160,402	160,452
160,504	160,559	160,500	160,544	160,401	160,444
160,495	160,568	160,486	160,539	160,400	160,434
160,531	160,584	160,476	160,538	160,394	160,431
160,535	160,586	160,467	160,523	160,388	160,429

Tableau 5. Altitudes (m) des points levés au GPS (*Global Positioning System*) et à la ST (Station Totale) sur trois transects sélectionnés de manière aléatoire dans la parcelle 2. Les points levés sont distants horizontalement de 100 mm — *Elevation of ground control points surveyed using GPS (Global Positioning System) and TS (Total Station) on three transects randomly selected in parcel 2; a horizontal distance of 100 mm has been observed between the points.*

Z21.		Z22.		Z23.	
GPS	ST	GPS	ST	GPS	ST
161,363	161,456	161,384	161,541	161,314	161,422
161,337	161,432	161,409	161,510	161,271	161,423
161,281	161,378	161,431	161,495	161,234	161,336
161,295	161,377	161,342	161,482	161,273	161,347
161,340	161,453	161,390	161,463	161,315	161,429
161,310	161,412	161,363	161,445	161,280	161,435
161,283	161,395	161,380	161,462	161,296	161,409
161,310	161,413	161,300	161,478	161,286	161,373
161,345	161,430	161,410	161,484	161,326	161,379
161,345	161,433	161,385	161,458	161,302	161,391
161,306	161,395	161,386	161,463	161,318	161,417
161,340	161,428	161,461	161,499	161,285	161,414
161,341	161,442	161,287	161,443	161,273	161,384
161,365	161,453	161,301	161,455	161,255	161,407
161,324	161,438	161,365	161,485	161,284	161,406
161,334	161,457	161,370	161,477	161,281	161,393

Tableau 6. Résultats de l'analyse de la variance à deux critères de classification appliquée sur les écarts d'altitude observés dans les parcelles 1 et 2 — *Results of two-way analysis of variance for a nested mixed model applied on differences of elevations observed in parcels 1 and 2.*

Source de variation	Degrés de liberté	Somme des carrés des écarts (m ²)	Carrés moyens (m ²)	F
Parcelle	1	6,1 × 10 ⁻²	6,1 × 10 ⁻²	127,23
Transect (dans Parcelle)	4	1,9 × 10 ⁻³	4,8 × 10 ⁻⁴	0,94
Variation résiduelle	90	4,6 × 10 ⁻²	5,0 × 10 ⁻⁴	
Totaux	95	1,1 × 10⁻¹		

Tableau 7. Résultats de l'analyse de la variance à un critère de classification (AV1) réalisée sur les écarts d'altitude observés sur les transects de la parcelle 1 — *Results of one-way analysis of variance (AV1) of randomized model applied on differences of elevations observed on the transects from parcel 1.*

	Degrés de liberté	Somme des carrés des écarts (m ²)	Carrés moyens (m ²)	Variable de Fisher (< F _{crit} = 3,21)
Transect	2	6,6 × 10 ⁻⁴	3,3 × 10 ⁻⁴	2,38
Résidus	45	6,3 × 10 ⁻³	1,4 × 10 ⁻⁴	

Tableau 8. Résultats de l'analyse de la variance à un critère de classification (AV1) réalisée sur les écarts d'altitude observés sur les transects de la parcelle 2 — *Results of one-way analysis of variance (AV1) of randomized model applied on differences of elevations observed on the transects from parcel 2.*

	Degrés de liberté	Somme des carrés des écarts (m ²)	Carrés moyens (m ²)	Variable de Fisher (< F _{crit} = 3,21)
Transect	2	1,3 × 10 ⁻³	6,3 × 10 ⁻⁴	0,72
Résidus	45	4,0 × 10 ⁻²	8,8 × 10 ⁻⁴	

moyennes des écarts d'altitude d'un transect à l'autre dans la parcelle 1. La même conclusion peut être tirée des résultats du **tableau 8**. Le calcul des écarts-types, qui caractérisent la variabilité des écarts d'altitude, peut être réalisé en utilisant l'équation 5.

Le **tableau 9** présente les composantes de la variance accidentelle liée à la variabilité des écarts d'altitude observés dans les parcelles 1 et 2.

Tableau 9. Composantes des variances accidentelles caractérisant la variabilité des écarts d'altitude dans les parcelles 1 et 2 — *Components of randomized variances that characterize the variability of elevations differences in parcels 1 and 2.*

	Parcelle 1 (i = 1)	Parcelle 2 (i = 2)
$\sigma_{T_1}^2$ (m ²)	0	0
$\sigma_{R_1}^2$ (m ²)	1,4 × 10 ⁻⁴	8,8 × 10 ⁻⁴
$\sigma_{\Delta Z_1}^2$ (m ²)	1,4 × 10 ⁻⁴	8,8 × 10 ⁻⁴
$\sigma_{\Delta Z_1}$ (m)	1,2 × 10 ⁻²	3,0 × 10 ⁻²

Nous pouvons maintenant nous prononcer sur l'égalité de la variabilité des écarts d'altitude dans les parcelles 1 et 2.

La valeur de

$$F_{obs} = \frac{\sigma_{max}^2}{\sigma_{min}^2} = \frac{88 \times 10^{-5}}{139 \times 10^{-6}} = 6,33.$$

Cette valeur est supérieure à la valeur $F_{0,975}$ à 45 et 45 degrés de liberté 1,82. Nous pouvons donc conclure au rejet de l'hypothèse nulle d'égalité des variances. Il existe une différence significative entre les variabilités des écarts d'altitude dans les parcelles 1 et 2.

L'estimation des variances accidentelles permet de nous prononcer sur la justesse du positionnement des points de contrôle par GPS. Les moyennes des écarts d'altitude pour les parcelles 1 et 2 valent respectivement 50 mm et 110 mm.

Le **tableau 10** résume les résultats des tests de conformité de la moyenne des écarts d'altitude réalisés. Nous pouvons constater que les hypothèses nulles sont rejetées. Les moyennes des écarts d'altitude observés

sont significativement différentes de zéro pour les deux parcelles. Nous pouvons en conclure que l'influence de l'état d'ameublissement du sol des parcelles sur l'altitude des points de contrôle n'est pas insignifiante. Les altitudes des points de contrôle sont donc sous-estimées lors de la mesure au GPS. Pour les corriger, nous devons leur sommer les écarts d'altitude qui seront déterminés dans les intervalles indiqués dans le **tableau 11** selon une distribution normale (puisque'il a été admis dans le § 2.3. que les distributions de probabilité des écarts d'altitude suivent une loi normale) dont la moyenne et l'écart-type sont connus pour chaque parcelle.

Le **tableau 11** indique les intervalles de confiance qui contiennent les écarts d'altitude avec une probabilité de 95 %.

3.2. Analyse des variations d'altitude

Le **tableau 12** synthétise les résultats de la décomposition des séries chronologiques composées des altitudes observées à la ST sur les transects des

Tableau 10. Résultats des tests de conformité réalisés sur les moyennes des écarts d'altitude — *Results of conformity tests applied on the means of elevations differences.*

	Parcelle 1 ($i = 1$)	Parcelle 2 ($i = 2$)
ΔZ_i (mm)	50	110
$\sigma_{\Delta Z_i}$	11,8	29,7
n	48	48
$t_{0,975}$	2,01	2,01
t_{obs}	31,71	24,49
Conclusion	RH0	RH0

Tableau 11. Intervalles de confiance contenant les écarts d'altitude avec une probabilité de 95 % — *Confidence intervals including the differences of elevations with a probability of 95%.*

	Parcelle 1	Parcelle 2
Limite inférieure (mm)	51	97
Limite supérieure (mm)	57	113

Tableau 12. Synthèse des résultats de décomposition des séries chronologiques des altitudes observées à la ST (Station Totale) sur les transects des parcelles 1 et 2 — *Synthesis of results of time series statistical method applied on elevations surveyed by TS (Total Station) from transects in parcels 1 and 2.*

	Parcelle 1			Parcelle 2		
	T_1^1	T_1^2	T_1^3	T_2^1	T_2^2	T_2^3
Intervalle de variation de la composante périodique (mm)	[-3 ; 3]	[-2 ; 2]	[-2 ; 2]	[-29 ; 12]	[-13 ; 12]	[-17 ; 17]
RMSD (<i>Root Mean Square Deviation</i>) (mm)	4	3	5	17	19	26

parcelles 1 et 2. Les données ont été analysées à l'aide du logiciel statistique Minitab⁷.

Nous pouvons remarquer une variation de la composante périodique des séries chronologiques des altitudes observées, dans les intervalles [-3 mm ; 3 mm] et [-29 mm ; 17 mm] respectivement pour les parcelles 1 et 2. Nous pouvons *a priori* en déduire que ces intervalles peuvent être utilisés pour caractériser les intervalles de variation des altitudes des points de contrôle sur les parcelles. Cette variation est une conséquence de la rugosité de la surface des parcelles, mais également des erreurs aléatoires inévitables dues au matériel de mesurage, c'est-à-dire des erreurs aléatoires propres à la ST.

La longueur de l'intervalle, c'est-à-dire la différence entre sa borne supérieure et inférieure est de 6 mm pour la parcelle 1 et de 46 mm pour la parcelle 2. Cependant, nous devons tenir compte de l'influence des erreurs aléatoires sur les intervalles de variation.

Nous acceptons l'hypothèse que les distributions de probabilité des erreurs aléatoires sur les altitudes obtenues sur chaque transect, après décomposition des séries des altitudes observées, suivent une distribution normale. Dans ce cas, nous pouvons nous prononcer sur l'égalité de la variabilité des erreurs aléatoires de mesure des altitudes sur les transects sélectionnés dans les parcelles en réalisant une analyse de la variance à un critère de classification. L'hypothèse nulle testée est la nullité de la variabilité des erreurs aléatoires d'un transect à l'autre ($\sigma_T^2 = 0$) dans une même parcelle. Le **tableau 13** montre les résultats des analyses de variance réalisées. Nous pouvons accepter l'hypothèse nulle pour les parcelles 1 et 2.

Dans une même parcelle, la variabilité des erreurs aléatoires sur les altitudes observées peut ainsi se déduire du carré moyen résiduel. Nous obtenons respectivement, pour les parcelles 1 et 2, des écarts-types valant 5 mm et 22 mm.

Le **tableau 14** donne des estimations des intervalles de confiance (intervalle contenant les altitudes avec une probabilité de 95 %) des écarts d'altitudes autour des valeurs minimale et maximale de la composante

⁷Minitab est un logiciel commercial disponible sur le site www.minitab.com.

Tableau 13. Résultats des analyses de la variance réalisées sur les erreurs aléatoires des altitudes observées sur les transects des parcelles 1 et 2 — *Results of one-way analysis of variance of randomized model applied on random errors on elevations, from transects in parcels 1 and 2.*

	Source de variation	Degrés de liberté	Somme des carrés des écarts (m ²)	Carrés moyens (m ²)	F (< F _{crit} = 3,2)
Parcelle 1	Transect	2	6,1 × 10 ⁻⁸	3,1 × 10 ⁻⁸	10 ⁻³
	Variation résiduelle	45	1,0 × 10 ⁻³	2,3 × 10 ⁻⁵	
	Totaux	47	1,0 × 10 ⁻³		
Parcelle 2	Transect	2	9,6 × 10 ⁻⁵	4,0 × 10 ⁻⁵	97 × 10 ⁻³
	Variation résiduelle	45	2,2 × 10 ⁻²	4,9 × 10 ⁻⁴	
	Totaux	47	2,2 × 10 ⁻²		

Tableau 14. Intervalles de variation des altitudes des points levés à la ST (Station Totale) sur les transects des parcelles 1 et 2 — *Confidence intervals of ground control points elevations surveyed by TS (Total Station) in parcels 1 and 2.*

	Parcelle 1	Parcelle 2
Intervalle autour de la valeur minimale	$\left[-3 + \left(\frac{-2,01 \times 5}{\sqrt{48}} \right); -3 + \left(\frac{2,01 \times 5}{\sqrt{48}} \right) \right]$ = [-4 mm ; -2 mm]	$\left[-29 + \left(\frac{-2,01 \times 22}{\sqrt{48}} \right); -29 + \left(\frac{2,01 \times 22}{\sqrt{48}} \right) \right]$ = [-35 mm ; -22 mm]
Intervalle autour de la valeur maximale	$\left[-3 + \left(\frac{-2,01 \times 5}{\sqrt{48}} \right); 3 + \left(\frac{2,01 \times 5}{\sqrt{48}} \right) \right]$ = [1 mm ; 4 mm]	$\left[17 + \left(\frac{-2,01 \times 22}{\sqrt{48}} \right); 17 + \left(\frac{2,01 \times 22,22}{\sqrt{48}} \right) \right]$ = [11 mm ; 23 mm]

périodique des altitudes sur les transects des parcelles 1 et 2 en tenant compte des erreurs aléatoires.

Nous pouvons remarquer que les composantes périodiques sont dans les intervalles [-4 mm ; +4 mm] et [-35 mm ; +23 mm] respectivement pour les parcelles 1 et 2, avec une probabilité de 95 %. Ces intervalles nous montrent qu'il existe une incertitude sur l'altitude des points de contrôle. Cette incertitude est la cause de la rugosité des parcelles due à l'utilisation des outils de travail. Cependant, cette rugosité diffère selon l'état de surface de la parcelle. La rugosité semble moins importante dans la parcelle 1. En effet, la longueur d'intervalle, c'est-à-dire la différence entre les bornes supérieure et inférieure est de 8 mm dans la parcelle 1, et de 58 mm dans la parcelle 2, c'est-à-dire 7 fois plus importante. Cela nous semble normal car pendant le semis des céréales, le travail du sol reste surtout superficiel.

Des réalisations possibles des altitudes des points de contrôle peuvent être obtenues en additionnant aux altitudes mesurées au GPS, des erreurs déterminées selon une loi uniforme dans les intervalles ci-dessus, car pour un intervalle donné, toutes les valeurs (situées

dans l'intervalle) ont la même probabilité d'être sélectionnées.

L'étude de Le Bissonnais et al. (2004) a permis d'établir, à partir d'observations visuelles, un tableau de classification permettant de déterminer pour les principales techniques de travail du sol, la rugosité, observée perpendiculairement (+) et parallèlement (//) à la direction de travail du sol. Pour des parcelles dont le travail du sol est un labour d'hiver, leurs résultats montrent une rugosité + (différence entre l'altitude minimale et l'altitude maximale d'un transect) variant entre 50 et 100 mm, c'est-à-dire une rugosité moyenne de 75 mm. Pour des parcelles dont le sol est travaillé pour le semis d'une céréale d'hiver, la rugosité varie entre 10 et 20 mm, c'est-à-dire une valeur moyenne de 15 mm.

Comme nous pouvons le remarquer, la longueur de l'intervalle de variation de la composante périodique dans la parcelle 1, si l'on tient compte des erreurs aléatoires, vaut 8 mm. Elle vaut 58 mm pour la parcelle 2. Il faut noter que dans leur étude, Le Bissonnais et al. (2004) ont observé la rugosité sur des parcelles agricoles dont la couverture végétale et

le faciès ne sont pas insignifiants, ce qui n'est pas le cas dans nos parcelles 1 et 2, qui étaient complètement nues avec un faciès inexistant. Nos résultats ne tiennent donc pas compte de l'interaction due à la couverture végétale et au faciès, qui ont certainement tendance à augmenter la rugosité observée par Le Bissonnais et al. (2004). Vu les résultats proches de ceux obtenus par ces derniers, nous pouvons admettre que la méthode que nous proposons pour estimer la rugosité donne des résultats satisfaisants.

La méthode que nous avons développée pour estimer la rugosité des parcelles 1 et 2 peut être un apport supplémentaire pour affiner le tableau de classification défini par Le Bissonnais et al. (2004), car d'une part cette méthode se base sur des données acquises à partir de matériels topographiques très précis, et non sur des observations visuelles qui peuvent varier d'un observateur à l'autre. D'autre part, cette méthode se base sur des analyses statistiques fiables et simples qui permettent de tenir compte de l'influence de la pente et des erreurs aléatoires sur l'altitude des points positionnés sur un transect.

4. CONCLUSION

Dans cet article, nous avons présenté une méthode d'estimation de l'exactitude de l'altitude des points de contrôle localisés sur des parcelles agricoles. Nos résultats montrent que l'altitude des points de contrôle est influencée par l'état d'ameublissement du sol d'une part et d'autre part, par la rugosité de la surface des parcelles. Dans le cas des parcelles dont les sols ont été labourés (parcelle 1), et travaillés pour le semis de céréales (parcelle 2), des mesures GPS et ST nous ont permis d'estimer les intervalles qui contiennent d'une part les écarts d'altitude par rapport à l'altitude réelle d'un point de contrôle et d'autre part, les intervalles qui contiennent les variations de ces altitudes réelles du fait de l'aspect rugueux des surfaces agricoles. Dans le cas des parcelles 1 et 2, l'analyse de la variance nous a permis de déterminer l'intervalle qui contient les écarts d'altitude avec une probabilité de 95 %. Ces intervalles sont respectivement [+51 mm ; +57 mm] et [+97 mm ; +113 mm]. La fonction de distribution de probabilité des erreurs à l'intérieur de cet intervalle suit une loi normale. L'analyse statistique des séries chronologiques nous a permis de déterminer l'intervalle de variation de l'altitude. Les intervalles de variation sont respectivement pour les parcelles 1 et 2 de [-4 mm ; +4 mm] et [-35 mm ; +23 mm]. Cet intervalle est déterminé à partir de la composante périodique de l'altitude, qui suit une distribution uniforme.

Pour un point de contrôle, des réalisations possibles de l'altitude, du fait de la présence d'erreurs dues à l'état d'ameublissement et à la rugosité du sol, peuvent

être obtenues par simulation. Il suffit d'ajouter aux altitudes obtenues au GPS, d'une part une erreur i (due à l'état d'ameublissement du sol) déterminée selon une loi normale, et une erreur ii (due à la rugosité du sol) déterminée selon une loi uniforme. Cette simulation permettra dans des études futures d'analyser l'influence de l'exactitude de l'altitude de ces points de contrôle sur l'exactitude des modèles numériques de terrain.

Bibliographie

- Bater C.W. & Coops N.C., 2009. Evaluating error associated with lidar-derived DEM interpolation. *Comput. Geosci.*, **35**(2), 289-300.
- Bertuzzi P. et al., 1990. An automated non-contact profile meter for measuring soil roughness *in situ*. *Soil Sci.*, **149**, 169-178.
- Carter J.R., 1988. Digital representations of topographic surfaces. *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, **54**, 1577-1580.
- Cerdan O. et al., 2001. Incorporating soil surface crusting processes in an expert-based runoff and erosion model: STREAM (Sealing and Transfer by Runoff and Erosion related to Agricultural Management). *Catena*, **46**, 189-205.
- Chaplot V. et al., 2006. Accuracy of interpolation techniques for the derivation of digital elevation models in relation to landform types and data density. *Geomorphology*, **77**, 126-141.
- Chen C. & Yue T., 2010. A method of DEM construction and related error analysis. *Comput. Geosci.*, **36**, 717-725.
- Dagnelie P., 2006. *Statistique théorique et appliquée : inférence statistique à une et à deux dimensions*. Paris-Bruyelles : De Boeck-Larcier.
- Debouche C., Claustrioux J.-J. & Berghmans K., 2008. *La mesure de l'exactitude d'un récepteur GPS*. XYZ, **115**, 39-44.
- Desmet J.J.P., 1996. Effects of interpolation errors on the analysis of DEMs. *Earth Surf. Processes Landforms*, **22**, 563-580.
- Heritage L.G., Milan D.J., Large A.R.G. & Fuller C., 2009. Influence of survey strategy and interpolation model on DEM quality. *Geomorphology*, **112**(3-4), 334-344.
- Höhle J. & Höhle M., 2009. Accuracy assessment of digital elevation models by means of robust statistical methods. *ISPRS J. Photogramm. Eng. Remote Sens.*, **64**(4), 398-406.
- Huang C., Whire I., Thwaite E.G. & Bendeli A., 1988. A non-contact laser system for measuring soil surface topography. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, **52**, 350-355.
- Huang Z. & Lees B., 2005. Representing and reducing error in natural resource classification using model combination. *Int. J. Geog. Inf. Sci.*, **19**(5), 603-621.
- Jester W. & Klick A., 2005. Soil surface roughness measurement-methods, applicability, and surface representation. *Catena*, **64**(2-3), 174-192.

- Le Bissonnais P. & Martin P., 2004. Dynamique du ruissellement et de l'érosion diffuse : caractérisation des états de surface des parcelles agricoles et intégration à l'échelle du bassin versant. In : Monestiez P., Lardon S. & Seguin S. *Organisation spatiale des activités agricoles et processus environnementaux*. Versailles, France : INRA Éditions, 27-40.
- Kuipers M., 1957. A relief meter for soil cultivation studies. *Neth. J. Agric. Sci.*, **5**, 255-262.
- Li Z., 1991. Effects of check points on the reliability of DTM accuracy estimates obtained from experimental tests. *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, **57**(10), 1333-1340.
- Li Z., 1992. Variation of the accuracy of digital terrain models with sampling interval. *Photogramm. Record*, **14**(79), 113-128.
- Liu X. & Zhang Z., 2008. LiDAR data reduction for efficient and high quality DEM generation. In: *The 21st Congress of the International Society of Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS 2008), 3-11 July 2008, Beijing, China*. Beijing: The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 37(B3b), 173-178.
- Merill D., 1998. Comments on the chain method for measuring soil surface roughness: use of the chain set. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, **62**, 1147-1149.
- Moreno G.R. et al., 2008. Shadow analysis: a method for measuring soil surface roughness. *Geoderma*, **146**(1-2), 201-208.
- Oelze M.L., Sabatier J.M. & Raspert R., 2003. Roughness measurements of soil surface by acoustic backscatter. *Soil Water Manage. Conserv.*, **67**, 241-250.
- Oksanen J. & Sarjakoski T., 2005. Error propagation of DEM-based surface derivatives. *Comput. Geosci.*, **31**, 1015-1027.
- Planchon O., Esteves M. & Silvera N., 1998. Micro-relief induced by ridging: measurement, modelling, consequences on overland flow and erosion. In: *Proceedings of the 16th World Congress of Soil Science, 20-26.08.98, Montpellier (France)*, 1-7.
- Podmore T.H. & Huggins L.F., 1981. An automated profile for surface roughness measurements. *Am. Soc. Agric. Biol. Eng.*, **24**, 663-665, 669.
- Römkens M.J. & Wang J.Y., 1986. Effect of tillage on surface roughness. *Am. Soc. Agric. Biol. Eng.*, **29**, 429-433.
- Saleh A., 1993. Soil roughness measurement: chain method. *J. Soil Water Conserv.*, **48**, 527-529.
- Walvors, 2007. Réseau permanent de stations GPS de référence, <http://gps.wallonie.be/>, (13/9/2007).
- Wechsler S.P., 2007. Uncertainties associated with digital elevation models for hydrologic applications: a review. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, **11**, 1481-1500.
- Zhou Q.M. & Liu X.J., 2002. Error assessment of grid-based flow routing algorithms used in hydrological models. *Int. J. Geog. Inf. Sci.*, **16**, 819-842.
- Zhu C.Q. et al., 2005. Estimation of average DEM accuracy under linear interpolation considering random error at the nodes of TIN model. *Int. J. Remote Sens.*, **26**, 5509-5523.

(31 réf.)

Chapitre 6

Discussions, conclusions et perspectives

Discussions

Dans le processus d'extraction des axes de ruissellement, les dépressions sont considérées comme des anomalies dues au processus de modélisation et leur suppression est acceptée par de nombreux auteurs comme un mal nécessaire (Wechsler, 2007). Plusieurs algorithmes ont ainsi été développés pour les supprimer. Dans la littérature, deux approches existent. La première consiste à simuler le remplissage des dépressions jusqu'à l'altitude de la maille considérée comme un exutoire (Jenson and Domingue, 1988; Martz and De Jong, 1988; Soille and Gratin, 1994), créant ainsi une zone plane et horizontale. Celle-ci est ensuite transformée en un plan incliné par l'imposition d'une pente permettant de forcer une direction d'écoulement donnée (Garbrecht and Martz, 1997). La deuxième approche consiste à créer une « incision » à partir de la maille la plus basse de la dépression vers une maille exutoire située en contrebas (Morris and Heerdegen, 1988; Rieger, 1992; Soille, 2004). D'autres auteurs ont également combiné ces deux approches (e.g. Lindsay and Creed, 2005).

L'utilisation de la méthode de Monte Carlo a permis de générer des réalisations équiprobables du MNT du bassin versant, et par conséquent d'obtenir 1000 MNT présentant différentes configurations de dépressions. L'analyse des résultats des axes de ruissellement extraits après suppression des dépressions montre que les deux approches donnent des résultats identiques. A priori, au vu des résultats obtenus, rien ne permet de privilégier une approche plutôt qu'une autre.

Ces approches considèrent que les dépressions sont des erreurs introduites lors du processus de création du MNT et que par conséquent elles doivent être supprimées. Ce raisonnement n'est pas admissible lorsqu'il s'agit de générer un MNT de haute résolution sur un bassin versant agricole. En effet, dans ce cas précis la plupart des dépressions sont réelles

et observées sur le terrain. Dès lors elles ne peuvent être considérées comme issues du processus de génération et par conséquent, ne devraient pas être supprimées. Considérant que pour qu'il y ait un écoulement, ces dépressions doivent d'abord être comblées par l'eau en début d'un évènement pluvieux, le prétraitement qui consiste à combler les dépressions est celui qui permet de simuler au mieux ce qui se passe dans la réalité.

Dans cette thèse de doctorat, nos résultats ont montré que le MNT_{TLS} est le plus exact avec un $RMSE$ de 4.5 cm tandis que le MNT_{MCM} obtenu à partir des mesures photogrammétriques a un $RMSE$ de 9.0 cm. Cependant, il faut signaler qu'une petite partie du bassin versant ($\pm 1/7$) était occupée par la moutarde dont la hauteur des plants variait entre ± 10 à ± 20 cm. Il nous semble évident que la présence de cette culture a contribué à augmenter la valeur du $RMSE$ du MNT_{MCM} . Une analyse spatiale plus poussée aurait permis certainement d'atténuer l'effet de la moutarde et d'obtenir un $RMSE$ inférieur à 9.0 cm, mais certainement pas de diviser la valeur par deux pour approcher celui que nous avons obtenu avec le MNT_{TLS} .

Le choix d'un MNT pour une application ne doit pas être basé uniquement sur la valeur du $RMSE$. Une caractéristique importante du MNT du bassin versant agricole est sa structure spatiale. Dans cette étude, la disponibilité des technologies de mesure, ainsi que le planning des activités agricoles des agriculteurs ne nous ont pas permis de réaliser les mesures altimétriques dans les mêmes conditions culturelles. Pendant les mesures au LiDARt trois occupations de sol ont été rencontrées : sol labouré (absence de cultures ou de résidus de cultures), sol obtenu après le passage d'une herse à disque juste après la récolte de froment (la surface du sol était couverte de ray-grass et de résidus de cultures dont la hauteur était inférieure à 10 cm), sol obtenu après la récolte de la betterave. Pendant les mesures photogrammétriques par contre, le froment venait juste d'être récolté tandis qu'une petite partie du bassin versant était occupée par la moutarde.

La Figure 1 montre la structure spatiale du MNT_{MCM} (figure 1a) et du MNT_{TLS} (figure 1b). La structure spatiale du MNT_{MCM} montre clairement un caractère oscillatoire rappelant la structure des sillons. Cependant, la résolution du MNT étant de 1 m x 1 m d'une part, et d'autre part les sillons ayant une largeur bien inférieure à 1 m, nous devons nous poser la question de savoir si la caractéristique spatiale observée dans le MNT_{MCM} est réellement un sillon.

Ce caractère oscillatoire n'est pas observable sur le MNT_{TLS} . Cela ne veut pas dire que le MNT_{MCM} reproduit peut-être mieux la structure spatiale du sol puisqu'il ne s'agit pas des mêmes conditions culturales. En effet, la figure 1b est obtenue à partir des données altimétriques des stations ST2 (labour), ST9 (ray-grass), ST10 (ray-grass), et ST13 (ray-grass). Il semble donc logique d'observer une succession de « bosses » et de « dépressions » étant donné la méthodologie que nous avons adoptée pour générer le MNT ainsi que la résolution du MNT_{TLS} .

Même si les MNT_{TLS} et MNT_{MCM} peuvent être qualifiés de MNT à haute résolution spatiale, la taille des mailles (1 m x 1 m) nous semble toujours élevée pour pouvoir caractériser la structure spatiale des bassins versants i.e. identifier par exemple les sillons ou les dépressions causés par le travail du sol tel que l'on pourrait l'observer sur le terrain. Dès lors, dans notre étude, nous avons choisi d'analyser l'exactitude du positionnement numérique des axes de ruissellement en utilisant le MNT_{TLS} . Ce choix s'est basé principalement sur la comparaison du MNT avec les 1.098 points de contrôle mesurés au récepteur GNSS.

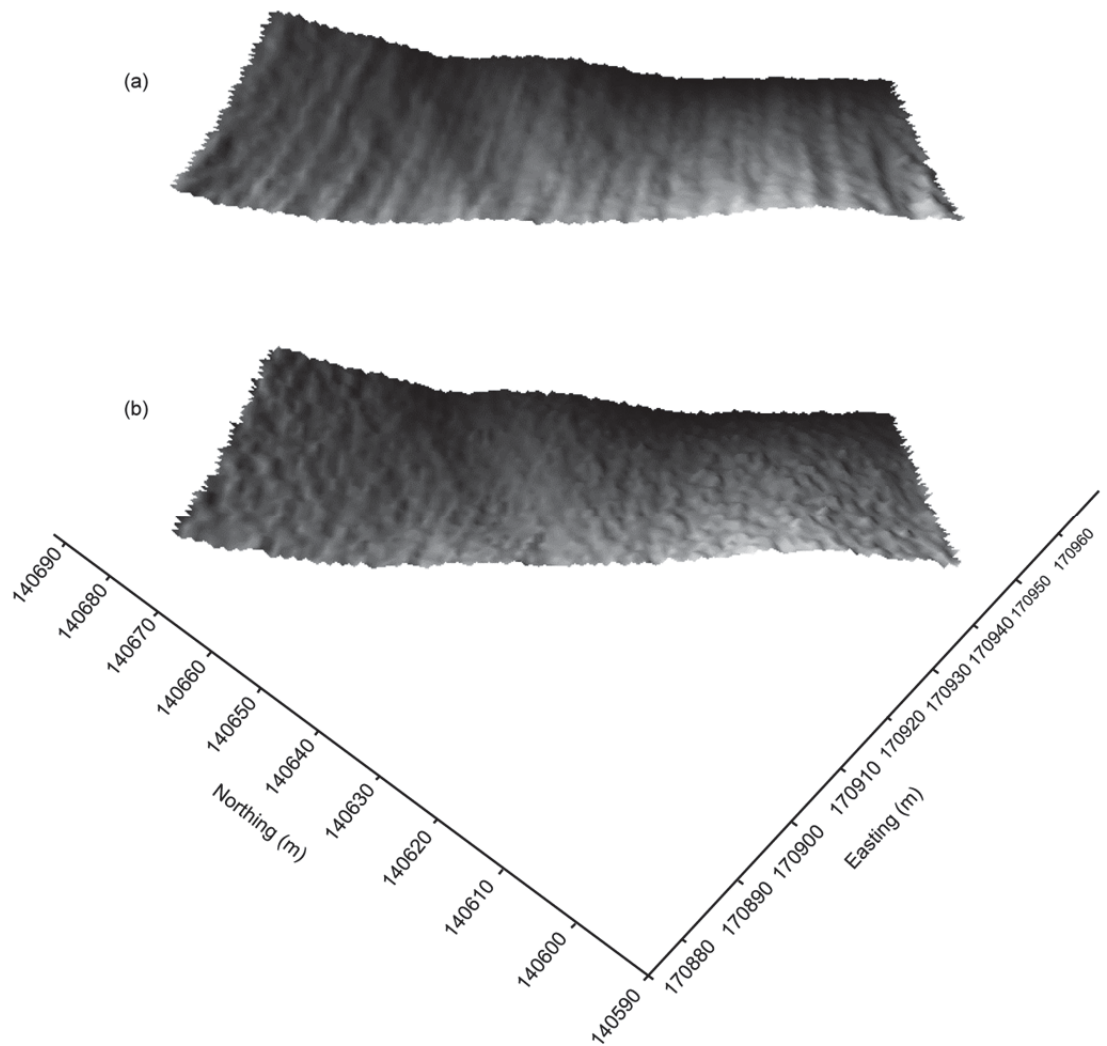


Figure 1 : Zoom montrant la structure spatiale du MNT_{MCM} (a) et du MNT_{TLS} (b)

Dans cette thèse, nous avons défini la distribution cumulative de la distance des mailles du MNT ayant une probabilité d'appartenance à l'axe de ruissellement strictement positive par rapport à un axe de ruissellement de référence. Nous avons montré que cette distribution cumulative peut être utilisée pour définir une distance d de part et d'autre de l'axe de ruissellement ; ce qui délimite une zone contenant l'axe de ruissellement avec une probabilité déterminée. Cette information peut être primordiale pour le positionnement d'ouvrages destinés à gérer les problèmes de ruissellement et d'érosion dans les bassins versants agricoles. Dans notre analyse nous avons utilisé une distance d constante le long des

axes de ruissellement. Le choix d'une distance constante semble pratique pour un petit bassin versant tel que celui qui a fait l'objet de notre analyse.

Lorsque le bassin versant est de plusieurs hectares il est essentiel d'analyser l'évolution de la distance (par rapport à l'axe de ruissellement de référence) le long de l'axe de ruissellement comme le montre la figure 2. Dans notre cas, nous pouvons observer une légère augmentation de la distance d (Figure 2b) lorsque l'on s'éloigne de l'exécutoire du bassin versant (Figure 2a). La distance d est exceptionnellement élevée lorsque la distance par rapport à l'exutoire du bassin versant vaut approximativement 250 m. Cette distance correspond à la position des dernières mailles localisées sur l'axe de ruissellement de référence i.e. le début de l'axe de ruissellement.

Pour savoir si l'augmentation de la distance d est significative, nous avons réalisé une régression linéaire. Les tests de signification des coefficients de régression ont conclu que ces derniers étaient significatifs. La distance d évolue donc de manière significative avec la distance par rapport à l'exutoire du bassin versant.

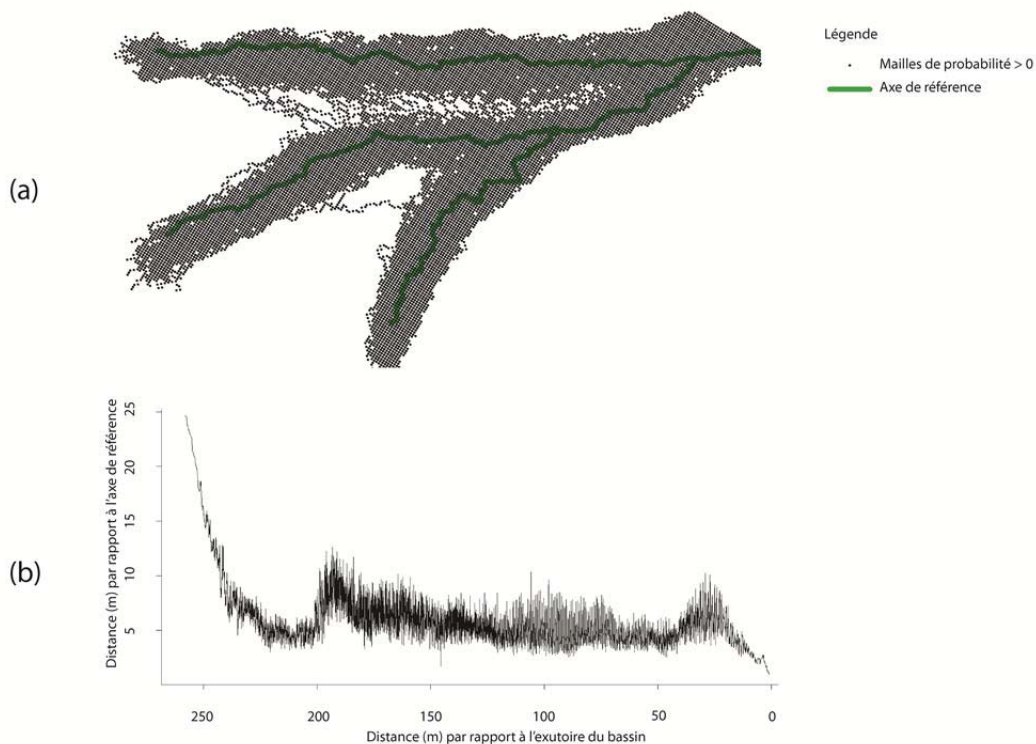


Figure 2 : Evolution de la distance d le long de l'axe de ruissellement de référence.

L'analyse de l'évolution de la distance le long de l'axe de ruissellement est une méthodologie utilisable sur n'importe quel bassin versant. En plus, on peut envisager l'utilisation de différentes courbes de régressions sur des tranches de distance (par rapport à l'exutoire) bien définies. D'un point de vue pratique, cela reviendrait à réaliser un seuillage i.e. déterminer les tranches t_1, \dots, t_n sur lesquelles les distances constantes d_1, \dots, d_n seront utilisées.

Dans la méthode de Monte Carlo les points de contrôle jouent un rôle important dans la définition du modèle d'erreurs utilisé pour générer une erreur d'altitude sur une maille du MNT puisqu'ils sont considérés comme la vérité terrain. Ce qui est difficilement admissible sur un bassin versant agricole dont nous savons pertinemment que la microtopographie est modifiée continuellement. Par conséquent, la vérité terrain devrait être une variable

dépendante des paramètres liés aux conditions culturales. Nous avons considéré deux principales surfaces agricoles qui ont une influence non négligeable sur la microtopographie du sol des parcelles qui sont : le labour et le travail superficiel du sol pour le semis.

Nous avons montré (article 4) que l'exactitude des points de contrôle positionnés au récepteur GNSS (Global Navigation Satellite System) peut être influencée d'une part par la rugosité des parcelles agricoles, et d'autre part, par leur état d'ameublissement, conséquences des outils de travail du sol. Nous avons conclu que l'erreur due à la rugosité du sol suit une loi uniforme, et que l'erreur due à l'état d'ameublissement du sol suit une loi normale. Cependant le modèle d'erreurs défini dans la simulation séquentielle gaussienne (SSG) n'intègre pas ces erreurs. Un moyen très simple de les prendre en compte serait de générer ces erreurs indépendamment en utilisant leur fonction de distribution, et de les additionner à l'erreur obtenue sur une maille par la méthode SSG (Eq. 1).

$$MNT_{Final} = MNT_{TLS} + Erreurs_{SSG} + Erreurs_{Uniforme} + Erreurs_{Normale} \quad (\text{Eq. 1})$$

Les résultats que nous avons obtenus en utilisant cette approche montrent cependant des incohérences et des caractéristiques que nous n'avons pas rencontrées en considérant uniquement les erreurs autocorrélées simulées par la méthode SSG.

1°) La Figure 3 présente un axe de ruissellement extrait à partir d'un MNT_{Final} de résolution spatiale 1 m x 1 m. Comme nous pouvons le constater, cet axe de ruissellement ne présente pas un réseau unique comme cela devrait être le cas dans un bassin versant puisque par définition ce dernier ne présente qu'un exutoire. Sur 150 axes de ruissellement que nous avons vérifiés, 44 présentaient la même caractéristique, soit à peu près 1/3, ce qui nous semble trop fréquent.

Selon nous, cela pourrait s'expliquer d'une part, par le fait que les erreurs générées ne sont pas autocorrélées, or les erreurs du bassin versant sont connues pour être corrélées. D'autre part, il faut signaler que les données altimétriques ont été collectées sur le bassin

versant en considérant une distance de plus ou moins 30 mètres au-delà des limites modélisées à partir d'un MNT de résolution 10 m x 10 m (généralisé par le projet ERRUISSOL). L'introduction d'erreurs altimétriques non corrélées sur le MNT_{TLS} a sans doute modifié la localisation de l'exutoire du MNT_{Final} qui se retrouve hors de la zone que nous avons modélisée. Une collecte des données sur plusieurs dizaines de mètres permettrait sans doute d'éviter cette possibilité.

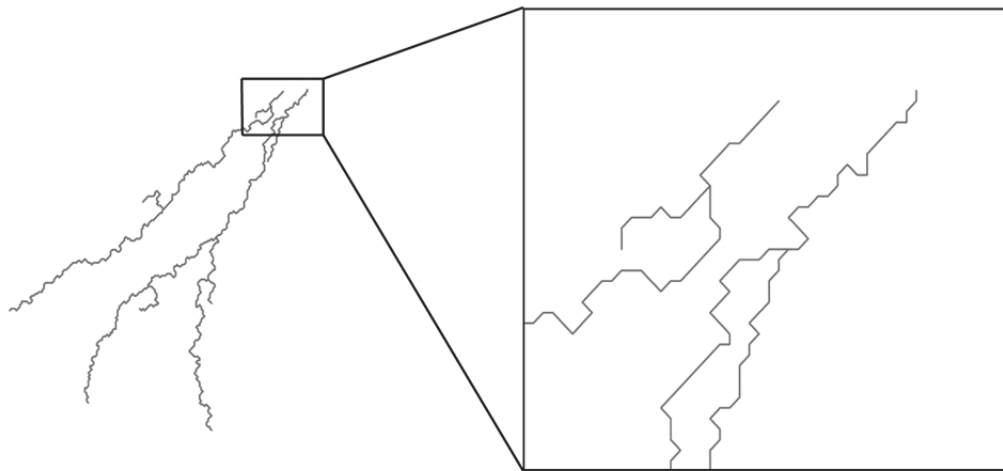


Figure 3 : Illustration d'un axe de ruissellement ne présentant pas de réseau unique.

2°) La Figure 4 présente 4 axes de ruissellement extraits à partir de 4 MNT_{Final} simulés. Comparée à la Figure 5 où les axes de ruissellement sont extraits de MNT générés sans tenir compte des erreurs de distribution uniforme et des erreurs de distribution normale, nous pouvons constater que la structure du réseau est très variable. Les réseaux d'axes de ruissellement dans les Figures 4A, 4B, 4C et 4D comptent respectivement 7, 2, 6, et 5 nœuds, tandis que les réseaux d'axes de ruissellement dans les Figures 5A, 5B, 5C et 5D présentent tous 2 nœuds. Dès lors il devient important lorsque nous tenons compte des erreurs pouvant influencer l'exactitude des points de contrôle, non seulement de caractériser la localisation spatiale de l'axe de ruissellement mais également de se prononcer sur sa structure spatiale en déterminant les structures les plus probables car dans ce cas, la détermination uniquement des

probabilités d'appartenance de chaque maille du MNT au réseau d'axes de ruissellement n'est pas suffisante.

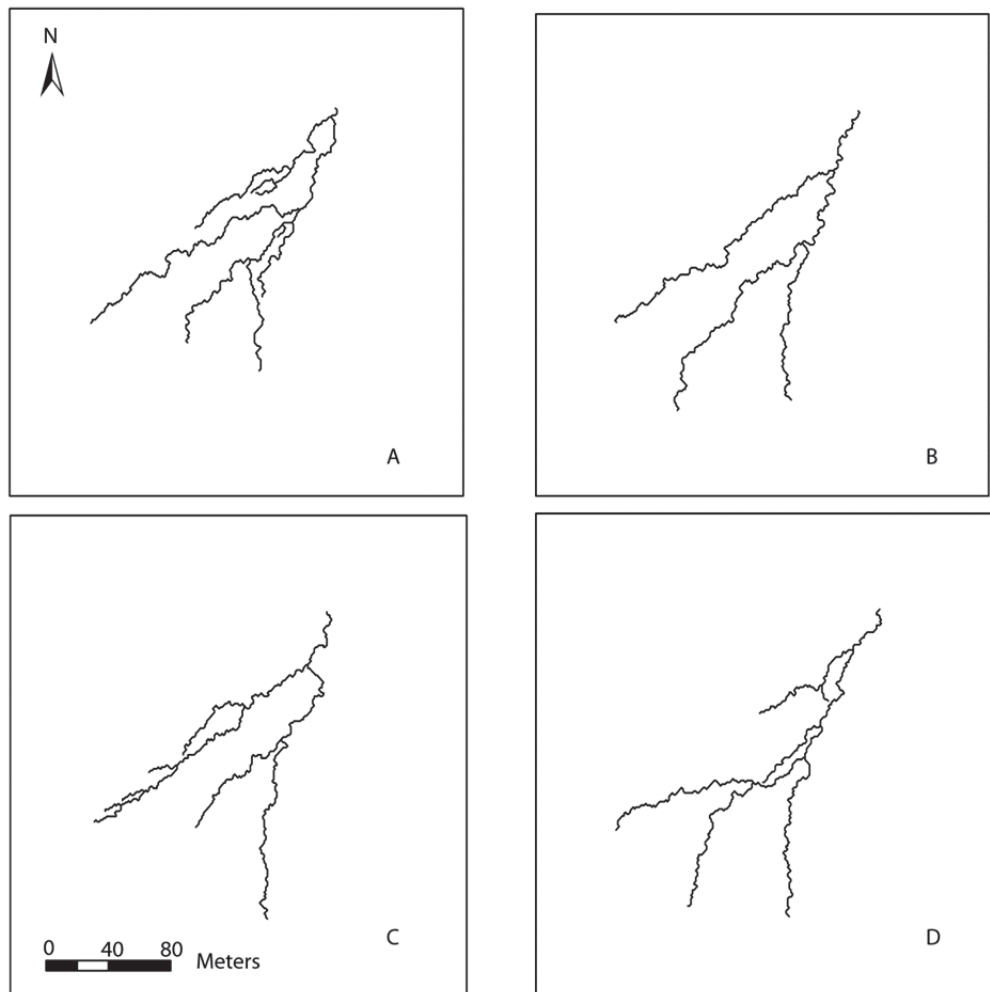


Figure 4 : Axes de ruissellement extraits à partir de 4 MNT_{Final} différents.

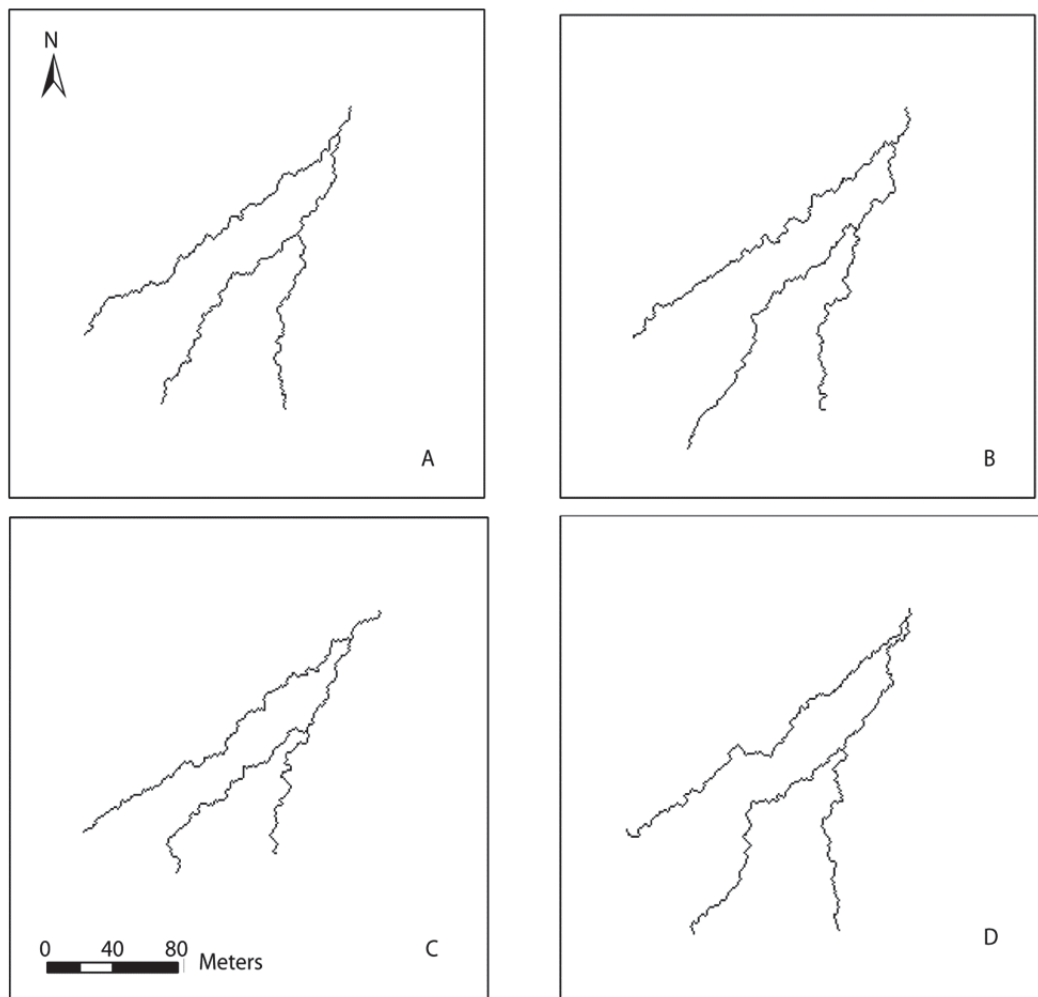


Figure 5 : Axes de ruissellement extraits à partir de 4 MNT sans tenir compte des erreurs de distribution normale et des erreurs de distribution uniforme.

Conclusions et perspectives

Les inondations par ruissellement et les coulées boueuses sont des phénomènes qui sont de plus en plus rapportés par les médias. Cela est principalement dû aux pratiques agricoles, à la distribution des précipitations et la proximité des habitations (localisées sur les axes de ruissellement) par rapport aux parcelles agricoles (Boardman, 2010). Pour lutter contre ces phénomènes la Région wallonne a mis en place en 2003 le plan « PLUIES » dont l'objectif principal est de lutter contre les inondations et leurs effets sur les sinistrés. Pour atteindre cet objectif il est nécessaire de mettre à disposition des gestionnaires, des outils (cartes, modèles, bases de données...) efficaces afin de permettre la mise en place de solutions préventives et curatives. La création d'une carte des zones à risque potentiel de ruissellement concentré via le projet ERRUISSOL est un grand pas. Un tel outil doit permettre l'identification de zones à risque et faciliter la mise en place de solutions préventives. Cependant la question de leur efficacité se pose lorsque le modèle numérique de terrain (MNT) à partir duquel les axes de ruissellement sont extraits n'est lui-même, par définition, qu'un modèle simplifié de la réalité de terrain. Tout MNT même de meilleure exactitude contient toujours des erreurs qui se propagent et qui peuvent influencer considérablement l'identification des zones à risque.

Cette thèse de doctorat a eu pour objectif d'envisager l'utilisation des nouvelles technologies telles que le scanner terrestre et la photogrammétrie à partir d'un véhicule non piloté (VNP) pour créer un modèle numérique de haute résolution spatiale ($\pm 1 \text{ m} \times 1 \text{ m}$) d'un petit bassin versant agricole afin de tenir compte de la variabilité altimétrique des parcelles agricoles et d'analyser l'exactitude du positionnement numérique des axes de ruissellement

qui en sont extraits. Nous nous sommes ainsi posés plusieurs questions au long de cette thèse et avons tenté d'apporter les réponses les plus adéquates possibles à travers divers articles.

Avec l'avancée technologique, les moyens d'acquisition des données altimétriques ont très vite évolué. De nos jours, il existe sur le marché plusieurs technologies permettant l'acquisition des données altimétriques de haute densité. Le LiDAR aéroporté/hélicopté (LiDARa), le scanner terrestre ou LiDAR terrestre (LiDART), ainsi que la photogrammétrie à basse altitude utilisant un véhicule non piloté sont les technologies les plus répandues. Le LiDARa est plutôt utilisé pour couvrir de très grandes superficies e.g. un bassin versant de plusieurs milliers d'hectares à l'échelle d'un pays. Une précision altimétrique inférieure à 15 cm est envisageable avec une telle technologie lorsque la hauteur de vol est comprise entre 1,200 et 2,500 m (Brinkman and O'Neill, 2000).

Pour des bassins versants de quelques dizaines d'hectares, la mise en place du LiDARa s'avère complexe et coûteuse. Les technologies récentes telles que le LiDART et la photogrammétrie à basse altitude à partir de véhicules non pilotés deviennent alors des alternatives permettant d'obtenir des données de hautes résolutions. Leur accès est facilité par leur faible coût par rapport au LiDARa. Le coût de la photogrammétrie à basse altitude utilisant les véhicules non pilotés dépend de la complexité de la technologie. La technologie X100 développée par la société Gatewing (rachetée en 2013 par le groupe Trimble) coûte approximativement 50.000 euros (prix éducation incluant le matériel et la formation). La structure du X100 en carbone renforcé coûte 2.500 euros et doit être remplacée tous les 50 vols. Cependant, il est possible de trouver des technologies 2 à 3 fois moins chères. Comparé à celui de la photogrammétrie à basse altitude, le coût du LiDART est plus élevé, avec un rapport atteignant 2, voire 3. Le LiDART reste cependant disponible en location chez certains représentants de fabricant tels que Trimble et Leica avec un coût journalier approximatif hors taxe de 1.250 euros (février 2011). Lorsqu'on utilise une batterie de voiture comme

source d'alimentation (dû aux conditions de mobilité difficiles et à l'encombrement du matériel, il faut compter en moyenne 1 scan toutes les heures et demie dans un bassin versant agricole), les mesures sont envisageables durant en moyenne une dizaine d'heures. Ce temps est limité à 4 heures maximum avec les batteries fournies par le constructeur.

L'utilisation de ces technologies en agriculture est récente et seulement quelques études les ont expérimentées en milieu rural pour acquérir des données altimétriques. Si le LiDARt a été expérimenté dans le cadre de l'acquisition de données altimétriques à l'échelle parcellaire (Barneveld et al., 2013), cette thèse de doctorat a permis de mettre en évidence la difficulté de son utilisation pour acquérir les scans à l'échelle du bassin versant. Plusieurs parcelles agricoles étant localisées très souvent dans un même bassin versant, l'usage du LiDARt a nécessité la réalisation de plusieurs scans individuels à des périodes différentes de l'année afin de s'assurer que les levés s'effectuent sur des parcelles presque nues ou avec des cultures d'une hauteur inférieure à 10 cm. Dans ces conditions, l'utilisation des scans nécessite la suppression des erreurs dues à la non perpendicularité de l'axe du scanner avec le plan horizontal, et des erreurs corrélées avec la position du scanner (principalement dues aux cultures et aux résidus de cultures). Pour cela des données GPS topographiques réparties sur le bassin versant sont essentielles, augmentant ainsi la quantité des levés à réaliser. Il est à noter que cette contrainte aurait pu être évitée si nous avions disposé d'un scanner terrestre à retour multiples, celui-ci permettant l'extraction de l'altitude du dernier écho du laser.

La photogrammétrie à basse altitude présente l'avantage d'être facile à mettre en œuvre sur un bassin versant agricole. Elle nécessite uniquement la mise en place de points de contrôle pour l'orientation absolue du modèle photogrammétrique. Dans la majorité des cas, le processus est automatisé et l'utilisateur n'a pas besoin d'intervenir. La limite de la photogrammétrie à basse altitude utilisant les véhicules non pilotés semble se situer au niveau du traitement des photographies aériennes pour extraire le modèle numérique de terrain. Sur

le marché, plusieurs firmes proposent des solutions logicielles permettant l'extraction du modèle numérique de terrain. Cependant le processus est une « boîte noire » pour l'utilisateur. Cette thèse de doctorat a mis en évidence l'importance de réaliser une bonne calibration de l'appareil photographique utilisé. Les logiciels commerciaux sont parfois dotés d'un modèle de calibration.

Nos résultats ont montré que les modèles de calibration pouvaient être une source importante d'erreurs. Pour garantir un bon résultat de l'extraction du modèle numérique de terrain, il est préférable de calibrer l'appareil photographique en dehors du logiciel commercial d'extraction du modèle numérique de terrain.

L'analyse de la précision altimétrique des MNT obtenus avec les deux technologies montre que le MNT_{TLS} est le plus exact avec un $RMSE$ de 4.5 cm, tandis que le plus petit $RMSE$ obtenu à partir des données photogrammétriques est celui calculé à partir du MNT_{MCM} i.e. 9.0 cm. Ces valeurs sont très proches des valeurs obtenues par plusieurs auteurs dans la littérature. Cependant, le $RMSE$ de MNT_{TLS} est très petit car nous avons la possibilité de réaliser des analyses statistiques directement sur les données x, y, z de chaque scan en utilisant des données GPS. Sans cette analyse supplémentaire, les scans individuels obtenus au LiDARt ne sont pas fusionnables pour extraire un MNT.

Le LiDARt et la photogrammétrie à basse altitude utilisant un VNP nous ont permis d'obtenir des MNT précis, mais également de reproduire avec une meilleure exactitude la microtopographie des sols agricoles du bassin versant d'étude. Ces technologies permettent d'acquérir des données avec une densité de plusieurs dizaines de points au mètre carré. Dans ce cas, l'utilisation des techniques d'interpolation qui contribuent à introduire une erreur sur l'estimation de l'altitude d'un point est inutile. Avec ces technologies un MNT d'une résolution inférieure à 1 m x 1 m est même envisageable. Les MNT générés ont ainsi permis de tenir compte de la variation de la microtopographie sur un bassin versant agricole, causée

par les outils de travail du sol. Une telle microtopographie induit beaucoup de dépressions dans le MNT. Or dans le processus d'extraction des axes de ruissellement, les dépressions interrompent l'écoulement de l'eau et doivent donc être supprimées.

Dans cette thèse, la génération de MNT de 1 m x 1 m, 2 m x 2 m, et 4 m x 4 m de résolution a permis de montrer clairement que le MNT de 1 m x 1 m contenait le plus de dépressions. Lorsque la taille de la maille diminue, le nombre de dépressions croît significativement, avec par exemple pour un MNT des valeurs de 1914, 162 et 22 pour respectivement des résolutions de 1 m x 1 m, 2 m x 2 m, et 4 m x 4 m. Le fait de doubler la taille de la maille du MNT divise le nombre de dépressions par 12. Nos analyses ont montré que ces dépressions sont principalement localisées sur les zones dont la pente est inférieure à 4 %. Dans ces zones de pente faible la variabilité topographique se situe plutôt à l'échelle microtopographique. Elle est accentuée par le travail du sol qui entraîne la modification de la microtopographie et favorise la création de dépressions.

Le ruissellement joue un rôle important dans la gestion de l'environnement car c'est un indicateur important de la qualité et de la quantité des eaux en provenance des zones situées en amont des bassins versants, qui sont principalement des surfaces agricoles. Le ruissellement joue également un rôle crucial dans de nombreux phénomènes tels que l'érosion, les inondations par ruissellement et les coulées boueuses. Les inondations par ruissellement et les coulées boueuses ont ainsi fait l'objet de plusieurs études en Belgique (Biielders et al., 2003; Evrard et al., 2007; Evrard et al., 2008a; Verstraeten and Poesen, 1999). Une analyse économique approfondie réalisée par Evrard et al. (2007) montre que les couts des inondations par ruissellement et les coulées boueuses touchant les habitations privées peuvent être estimés entre 1,6 et 16,5 millions d'euros par an ; tandis que le cout des dommages causés aux infrastructures publiques s'estime entre 12,5 et 122 millions d'euros

par an pour la Belgique. Malheureusement, de tels phénomènes sont amenés à s'intensifier dans l'avenir et une augmentation de leur nombre a déjà été constatée par Evrard et al. (2007).

La connaissance de la position des axes de ruissellement dans un bassin versant est donc essentielle pour mettre en place des solutions préventives efficaces pour éviter ou réduire l'intensité du ruissellement. Des solutions telles que les bandes enherbées, les chenaux enherbés, et les bassins d'orages ont été expérimentées par plusieurs auteurs (Evrard et al., 2008b; Fiener and Auerswald, 2006a; Fiener and Auerswald, 2006b; Fiener et al., 2005).

Dès lors, les axes de ruissellement deviennent des outils de décisions importants qui peuvent être utilisés pour identifier des zones à risque d'inondation dans l'objectif de mettre en place des solutions préventives. Il semble donc évident que ces axes soient modélisés avec une bonne exactitude.

Les axes de ruissellement sont modélisés à partir d'un MNT en appliquant des algorithmes d'extraction du sens d'écoulement de l'eau. Plus le MNT est précis, meilleure sera l'exactitude de l'axe de ruissellement. Un MNT de bonne exactitude (une résolution fine permettant de modéliser la microtopographie du bassin versant, ainsi qu'une précision altimétrique et planimétrique de quelques centimètres) peut être généré à partir de données altimétriques obtenues en utilisant des technologies telles que le LiDARa, le LiDARt et la photogrammétrie à basse altitude utilisant des VNPs. Cependant, il contiendra toujours des erreurs qui se propagent et qui influencent considérablement la modélisation des axes de ruissellement. Dans ce contexte, nous devons tenir compte des erreurs du MNT dans le processus de modélisation. Cela revient à modéliser l'incertitude du positionnement des axes de ruissellement dans les bassins versants.

Dans cette thèse de doctorat nous avons utilisé la méthode de Monte Carlo comme méthode de propagation des erreurs du MNT. Bien que d'autres méthodes existent, cette méthode utilise la simulation séquentielle gaussienne car elle permet de tenir compte de

l'autocorrélation des erreurs du MNT. Nous avons réalisé 1000 simulations de MNT pour 3 différentes résolutions à savoir 1 m x 1 m, 2 m x 2 m, 4 m x 4 m. Pour chaque MNT, nous avons extrait l'axe de ruissellement en utilisant 4 méthodes d'extraction de la direction d'écoulement de l'eau (i.e. D8, D-infinity, Rho8, FD8) et avons défini pour chaque maille, la probabilité d'appartenir à l'axe de ruissellement. La comparaison des résultats obtenus à partir de ces 4 différentes méthodes d'extraction du sens d'écoulement montre que pour une résolution définie, il n'existe aucune différence significative entre ces méthodes. Nos résultats confirment les travaux de Lindsay (2006) qui a montré, en utilisant un MNT d'une résolution de 2 m x 2 m généré à partir de données LiDAR aéroporté, qu'il n'existait aucune différence entre les axes de ruissellement modélisés à partir de la méthode D8 et de la méthode D-infinity. Ces résultats sont d'une grande importance car ces dernières années, pour pallier les faiblesses de la méthode D8 lors de l'extraction des axes de ruissellement sur des MNT de basse résolution (plusieurs dizaines de mètres), plusieurs auteurs avaient développé des méthodes plus complexes, et donc demandant un temps de calculs plus long (e.g. D-infinity, Rho8, FD8). Cependant, de nos jours avec l'avènement des nouvelles technologies d'acquisition des données altimétriques de haute densité, des MNT de haute résolution spatiale (± 1 m x 1 m) sont de plus en plus disponibles. Dès lors l'utilisation de méthodes complexes pour extraire les axes de ruissellement n'a plus d'intérêt puisqu'elles augmentent inutilement le temps de calculs. Même si la différence entre les temps de calculs peut être insignifiante sur un petit bassin versant tel que celui utilisé dans cette thèse, elle peut être impressionnante sur un bassin versant de plusieurs centaines, voire milliers d'hectares.

Si l'incertitude ne varie pas en fonction de la méthode d'extraction de la direction d'écoulement de l'eau, nos résultats montrent qu'elle varie cependant en fonction de la résolution du MNT. Pour une résolution de 1 m x 1 m, 99 % des mailles du MNT ont une probabilité strictement inférieure à 0.3, alors que pour la même probabilité, la proportion des

mailles est de 97 % et 89 % pour les résolutions respectives de 2 m x 2 m et 4 m x 4 m. De plus, lorsque la résolution est faible, les mailles semblent présenter des probabilités beaucoup plus faibles. Dans cette étude, pour une résolution de 1 m x 1 m, 84 % des mailles présentent une probabilité strictement inférieure à 0.1 alors que la proportion est de 67 % pour une résolution de 2 m x 2 m et 56 % pour une résolution de 4 m x 4 m. L'incertitude du positionnement de l'axe de ruissellement semble donc augmenter lorsque la résolution du MNT augmente (lorsque la taille de la maille diminue). Cela est sans doute dû à la microtopographie du bassin versant agricole qui a un impact sur la détermination de la direction d'écoulement de l'eau. Cet impact diminue lorsque la résolution augmente i.e. lorsque l'on tient de moins en moins compte de la microtopographie du bassin versant dans le modèle. Même si nos résultats montrent que la probabilité augmente lorsque la taille de la maille augmente, nous devons garder à l'esprit que la détermination de la localisation de l'axe de ruissellement à l'intérieure de la maille reste incertaine. En effet, si nous considérons le cas extrême où le bassin versant est modélisé par un MNT d'une seule maille, la probabilité que l'axe de ruissellement soit localisé sur cette maille vaut 1 même si l'on ignore la localisation spatiale de l'axe de ruissellement à l'intérieure de la maille.

Dans la discussion, nous avons considéré le modèle d'erreurs comme étant la somme de l'erreur autocorrélée qui est générée en utilisant la méthode SSG, de l'erreur de distribution uniforme et de l'erreur de distribution normale. Nous avons montré que cette approche n'est efficace car les erreurs sont simulées indépendamment; ce qui peut entraîner la simulation de MNT « irréaliste ». Idéalement, les points de contrôle devraient être collectés avec une haute densité (distance entre deux points de contrôle valant quelques centimètres) afin de mieux modéliser l'autocorrélation spatiale des erreurs. Dans notre cas, les points de contrôle ont été collectés approximativement tous les 10 mètres. Cette distance semble trop grande pour caractériser totalement l'autocorrélation spatiale des erreurs. Cependant, il faut noter que la

collecte de telles données est très coûteuse en temps et en énergie puisqu'il s'agit de réaliser au récepteur GNSS des relevés sur chaque point. Nous avons ainsi collecté sur une douzaine d'hectares plus de 1098 points de contrôle. Une telle démarche reste presque impossible sur plusieurs dizaines d'hectares.

C'est principalement pour ces raisons que l'utilisation de modèles de variogramme définis nous semble plus adéquate. Cette approche nécessite bien sûr une phase d'expérimentation et de paramétrage afin d'identifier le ou les meilleurs modèles qui décrivent au mieux la continuité spatiale des erreurs. Cependant, c'est une étape qui est réalisée une seule fois. Elle doit s'envisager à une échelle réduite (quelques ha). D'après nos résultats, le modèle de Matérn semble le plus adéquat. Cependant, ce résultat doit être confirmé en utilisant des points de contrôle d'une densité plus grande.

Aussi, les bassins versants agricoles sont-ils devenus des lieux d'une activité agricole intensive. Leur microtopographie est dès lors modifiée en permanence. Or, le modèle d'erreurs généré à partir de points de contrôle est un modèle « statique » défini à un moment donné. Il est bien sûr difficile d'imaginer une collecte des données à chaque changement de la microtopographie du sol du bassin versant. Cette variabilité temporelle de la microtopographie peut être intégrée dans le modèle d'erreurs en considérant une variance qui caractérise la variabilité spatiale de la microtopographie du sol du bassin versant. Dans ce cas nous acceptons l'hypothèse que la variable aléatoire qui décrit la variabilité spatiale de la microtopographie du sol sur les mailles du MNT suit une distribution normale. Même si nous avons montré dans le chapitre 5 que les mesures altimétriques (après avoir éliminé l'effet de la pente) sur certains sols agricoles suivent un caractère oscillatoire, notre approche est envisageable puisque nous considérons ici les mesures sur chaque maille du MNT.

La détermination de la variance qui caractérise la variabilité spatiale de la microtopographie du sol peut se faire en utilisant les nouvelles technologies d'acquisition de

données altimétriques de haute densité e.g. le LiDARt. Dans ce cas des mesures centimétriques sur quelques mètres carrés seront suffisantes pour déterminer la variance des mesures altimétriques. De telles mesures peuvent s'envisager sur les différentes surfaces agricoles le plus souvent rencontrées dans les bassins versants. Plusieurs variances seront nécessaires pour caractériser la variabilité spatiale de la microtopographie du sol d'un bassin versant puisqu'un bassin versant agricole contient en général plusieurs parcelles et donc probablement plusieurs types de microtopographie.

Aussi, le variogramme que nous avons utilisé dans notre étude accepte-t-il l'hypothèse d'isotropie. Dans un bassin versant agricole où la microtopographie des parcelles est très changeante, cette hypothèse est fortement discutable. Dans le cas d'une anisotropie, il sera envisageable d'utiliser une variance dont la valeur est dépendante de la direction spatiale dans le bassin versant. De plus, il faudra considérer la variabilité spatiale de la microtopographie du sol dans le temps. Cependant, l'utilisation de la variance la plus grande nous assurera une approche de type « worse case ».

Après avoir montré que la génération des erreurs par la méthode SSG est transposable en adoptant un modèle défini, nous avons mis en évidence la possibilité de prendre en compte la variabilité spatiale et temporelle de la microtopographie à travers une variance. La prochaine étape consisterait à prendre en compte la variance dans le modèle de variogramme défini.

En considérant le variogramme $\gamma(h)$ qui reste un modèle déterministe, il est possible de créer un modèle stochastique $f(h)$ tel que $f(h) = \gamma(h) + N(0, \sigma^2)$. Avec $N(0, \sigma^2)$ une fonction normale de moyenne nulle et de variance valant σ^2 . Ainsi le modèle stochastique aura une moyenne $\gamma(h)$ et une variance σ^2 . Des études futures permettront d'analyser en détails les résultats d'une telle approche.

La caractérisation de la microtopographie des parcelles agricoles à travers une variance pourrait ainsi nous permettre de rendre « dynamique » l'analyse de l'exactitude du positionnement numérique des axes de ruissellement dans les bassins versants agricoles. On pourrait ainsi prédire avec une probabilité donnée la zone qui contiendrait l'axe de ruissellement sur base de l'organisation spatiale des parcelles du bassin versant. Plusieurs scénarios pourront ainsi être analysés.

Dans cette thèse de doctorat, la détermination de l'incertitude des axes de ruissellement a été limitée à un bassin versant agricole d'une douzaine d'hectares. Les résultats obtenus sont de vraies ressources qui permettront de calculer l'exactitude des axes de ruissellement sur des bassins versants de superficies plus grandes, voire sur toute la Wallonie. Même si la disponibilité dans un avenir proche d'un MNT de 1 m x 1 m de résolution généré à partir de données LiDAR aéroporté sur toute la Wallonie contribuera à améliorer l'exactitude des axes de ruissellement en Belgique, l'évaluation de leur incertitude reste nécessaire. Cependant, une telle étude devra prendre en compte les facteurs endogènes tels que les routes, et les fossés qui peuvent modifier de manière significative la direction d'écoulement des axes de ruissellement. De plus, l'application de la méthode de Monte Carlo sur un MNT de 1 m x 1 m de résolution d'un bassin versant de plusieurs hectares demandera certainement un temps de calcul considérable. Dès lors, il sera inévitable d'envisager l'utilisation des grilles de calculs, ou des supercalculateurs dans le but de distribuer les calculs. Mais l'utilisation de la méthode D8 d'extraction de la direction d'écoulement de l'eau devrait permettre un gain de temps de calculs non négligeable.

Dans le but de pouvoir exploiter efficacement à une plus grande échelle les résultats de la méthode de Monte Carlo, il serait intéressant d'analyser la relation entre les probabilités des mailles du MNT avec les paramètres morphométriques locaux du bassin versant e.g. la pente, la courbure...

Références bibliographiques

- Barneveld, R.J., Seeger, M., Maalen-Johansen, I., 2013. Assessment of terrestrial laser scanning technology for obtaining high-resolution DEMs of soils. *Earth Surface Processes and Landforms* 38(1), 90-94.
- Biielders, C.L., Ramelot, C., Persoons, E., 2003. Farmer perception of runoff and erosion and extent of flooding in the silt-loam belt of the Belgian Walloon Region. *Environmental Science & Policy* 6(1), 85-93.
- Boardman, J., 2010. A short history of muddy floods. *Land Degradation & Development* 21(4), 303-309.
- Brinkman, R.F., O'Neill, C., 2000. LiDAR and Photogrammetric mapping. *The Military Engineer* 92(605), 56-57.
- Evrard, O., Biielders, C.L., Vandaele, K., van Wesemael, B., 2007. Spatial and temporal variation of muddy floods in central Belgium, off-site impacts and potential control measures. *CATENA* 70(3), 443-454.
- Evrard, O., Vandaele, K., Biielders, C., Wesemael, B.v., 2008a. Seasonal evolution of runoff generation on agricultural land in the Belgian loess belt and implications for muddy flood triggering. *Earth Surface Processes and Landforms* 33(8), 1285-1301.
- Evrard, O., Vandaele, K., van Wesemael, B., Biielders, C.L., 2008b. A grassed waterway and earthen dams to control muddy floods from a cultivated catchment of the Belgian loess belt. *Geomorphology* 100(3-4), 419-428.
- Fiener, P., Auerswald, K., 2006a. Influence of scale and land use pattern on the efficacy of grassed waterways to control runoff. *Ecological Engineering* 27(3), 208-218.
- Fiener, P., Auerswald, K., 2006b. Seasonal variation of grassed waterway effectiveness in reducing runoff and sediment delivery from agricultural watersheds in temperate Europe. *Soil and Tillage Research* 87(1), 48-58.
- Fiener, P., Auerswald, K., Weigand, S., 2005. Managing erosion and water quality in agricultural watersheds by small detention ponds. *Agriculture, Ecosystems & Environment* 110(3-4), 132-142.
- Garbrecht, J., Martz, L.W., 1997. The assignment of drainage direction over flat surfaces in raster digital elevation models. *Journal of Hydrology* 193(1-4), 204-213.
- Jenson, S.K., Domingue, J.O., 1988. Extracting topographic structure from digital elevation data for geographical information system analysis. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 54(11), 1593-1600.
- Lindsay, J.B., 2006. Sensitivity of channel mapping techniques to uncertainty in digital elevation data. *International Journal of Geographical Information Science* 20(6), 669-692.
- Lindsay, J.B., Creed, I.F., 2005. Removal of artifact depressions from DEMs: towards a minimum impact approach. *Hydrological Processes* 19(16), 3116-3126.
- Martz, L.W., De Jong, E., 1988. CATCH: a fortran program for measuring catchment area from digital elevation models. *Computers & Geosciences* 14(5), 627-640.
- Morris, D., Heerdegen, R., 1988. Automatically derived catchment boundaries and channels networks and their hydrological applications. *Geomorphology* 1, 131-141.
- Rieger, W., 1992. Automated river line and catchment area extraction for DEM data. *Proceedings of the 17th ISPRS Congress, Washington, DC*, pp. 642-649.
- Soille, P., 2004. Optimal removal of spurious pits in grid digital elevation models. *Water Resources Research* 40(12), W12509.
- Soille, P., Gratin, C., 1994. An efficient algorithm for drainage networks extraction on DEMs. *Journal of Visual Communication and Image Representation* 5(2), 181-189.

- Verstraeten, G., Poesen, J., 1999. The nature of small-scale flooding, muddy floods and retention pond sedimentation in central Belgium. *Geomorphology* 29(3–4), 275-292.
- Wechsler, S.P., 2007. Uncertainty associated with digital elevation models for hydrologic applications: a review. *Hydrology and Earth System Sciences* 11(4), 1481-1500.