

# Approche orientée objet pour la détection automatique des glissements de terrain en zone de montagne – Application à Haïti

Melyssa Reynaud<sup>1</sup>, Jean-Philippe Malet<sup>2</sup>, Aline Déprez<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Master Sciences de la Terre et des Planètes, Environnement, École et Observatoire des Sciences de la Terre (EOST), 5 Rue René Descartes, 67084 Strasbourg Cedex, France

<sup>2</sup> Institut de Physique du Globe de Strasbourg, UMR 7516, CNRS-Université de Strasbourg EOST, 5 Rue René Descartes, 67084 Strasbourg Cedex, France

## Résumé

L'ouragan Matthew et les fortes pluies associées qui ont touché Haïti en 2016 ont causé de nombreux glissements de terrain. Les glissements de terrain des secteurs « Province du Sud » et « Grand Anse » de Haïti ont fait l'objet de notre étude avec pour objectif de créer un inventaire exhaustif de glissements de terrain à partir d'imagerie satellite et des méthodes de classification de type orientée objet. Nous avons réalisé un inventaire de référence par photo-interprétation qui est utilisé pour tester les performances de la méthode de classification automatique ImCLASS (développée par l'EOST/A2S) fondée sur une classification par forêts aléatoires (Random Forest). Nous avons réalisé deux tests d'usage de l'algorithme, en intégrant aux descripteurs radiométriques issus des images satellites soit une topographie moyenne résolution (30 m, données SRTM), soit une topographie ultra haute résolution (1 m, LiDAR aérien). Des statistiques (matrice de confusion, fréquence d'occurrence de glissements de terrain par classes de relief pour les deux tests) sont calculées pour les deux tests ImCLASS. Les résultats obtenus indiquent que les glissements de terrain sont plutôt localisés sur un intervalle de pente de 30 à 50 degrés et que leur superficie est comprise entre 70 et 200m<sup>2</sup>. La comparaison des deux scénarios nous permet d'observer que l'utilisation d'une topographie ultra haute résolution permet une meilleure détection des résultats puisque 55% des glissements de terrain ont bien été détectés par le test 1 contre 62% par le test 2 sur une surface totale de 295.5 km<sup>2</sup>. Les pourcentages des glissements de terrain détectés ne sont cependant pas satisfaisants, ces faibles pourcentages peuvent être dus à des erreurs sur l'inventaire de référence qui a pu être mal réalisé ou à l'oubli de plus petits glissements de terrain par l'algorithme ImCLASS.

## 1. Introduction

Les glissements de terrain provoquent de nombreux dégâts d'ordre physique, social et économique. Il est important de les étudier même s'ils sont difficiles à prévoir et à éviter. Les nouvelles technologies et la disponibilité d'images satellitaires multispectrales à haute résolution (inférieure à 5 m) permettent de mieux étudier les glissements de terrain en particulier en créant des catalogues d'événements (ou inventaires) après chaque forçage déclenchant (fortes pluies, tremblement de terre). En Octobre 2016, l'Ouragan Matthew a dévasté Haïti, Cuba et la côte Est des Etats-Unis. Il s'est formé dans l'Atlantique et a tué entre 500 et 1 000 personnes en Haïti. Cet ouragan a causé de nombreux dommages et a induit de nombreux glissements de terrain en particulier sur les régions « Province du Sud » et « Grand'hanse » de Haïti. Le projet « approche orientée objet pour la détection automatique des glissements de terrain en zone de montagne » a pour objectif de réaliser un inventaire de référence (par photo-interprétation) et des inventaires issus d'une détection automatique à partir

d'images satellitaires Spot 6 et Spot 7 sur la zone d'étude (Figure 1). Le projet s'intègre à l'initiative "Haiti Recovery Observatory" soutenue par le CNES.

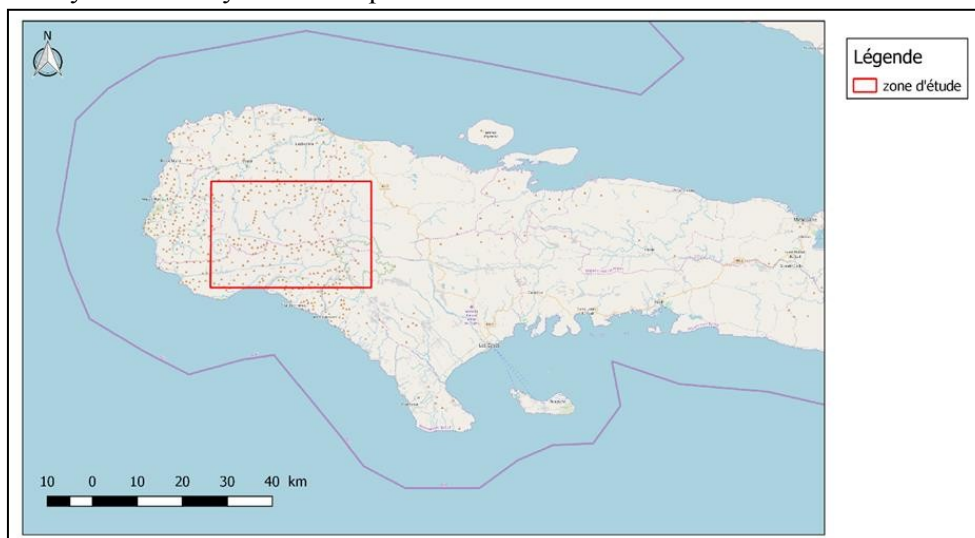


Figure 1: Carte de la localisation de la zone d'étude pour la réalisation d'un inventaire de glissements de terrain en Haïti.

L'algorithme ImCLASS (développé à l'EOST) est un algorithme de détection automatique de glissements de terrain adapté à des images satellitaires multispectrales et fondé sur des techniques de classification machine par intelligence artificielle. La méthode est basée sur une Approche Orientée Objet (OOA) où les glissements de terrain sont décrits à partir d'un certain nombre de descripteurs issus de l'image satellitaire (la couleur, la forme, la texture et la topographie) et l'usage d'un classifieur de type forêt aléatoire (Random Forest) (Breiman L. 2001). La chaîne de traitement ImCLASS comprend les étapes suivantes : (1) le système est initié avec un ensemble de données d'images non étiquetées à deux dates, (2) un petit échantillon de données est classé par un expert et cet échantillon est utilisé pour former un modèle d'apprentissage machine, (3) calcul des indicateurs et (4) classification par une forêt aléatoire avec prédiction sur l'ensemble de l'image par ImCLASS (Déprez et al., 2019).

L'objectif du projet est de tester et de qualifier la performance de l'algorithme ImCLASS. La méthodologie utilisée consiste à réaliser un inventaire exhaustif dit de référence par une image-interprétation détaillée de la zone d'étude en suivant un protocole d'analyse d'image défini. Les détections automatiques ImCLASS seront ensuite évaluées par rapport à cet inventaire.

Pour réaliser cet objectif, une méthodologie a été mise en place pour, dans un premier temps, réaliser un inventaire de référence le plus exhaustif et précis possible par interprétation image en comparant des images satellites avant et après l'évènement en utilisant les fonctions du logiciel Qgis. Les images satellites sont obtenues avec les satellites SPOT (Satellite pour l'observation de la Terre) 6 et 7, c'est une famille de satellites de télédétection française développée par le CNES (centre national d'études spatiales). Les images SPOT 6 ont été prises en 2016 et les images SPOT 7 en 2017.

L'inventaire est ensuite partitionné et les pixels interprétés en glissement de terrain sont intégrés comme échantillons d'entraînement du classifieur ImCLASS. Plusieurs simulations ImCLASS ont été réalisées et les résultats sont évalués par rapport à l'inventaire de référence. L'algorithme a en particulier été testé afin de voir l'influence de la résolution des données. Pour le premier test nous donnons en entrée des données SRTM30 (Shuttle Radar Topography Mission) alors que pour le deuxième nous donnons des données LiDAR (Light Detection And Ranging) aérien.

## 2. Méthodes

### 2.1. Réalisation de l'inventaire de référence

L'inventaire est réalisé avec le logiciel Qgis qui permet d'afficher les images satellites de la zone. Ces images sont disponibles en multispectrales et panchromatiques. Les images multispectrales sont en couleurs mais ont une résolution de 6 m. Elles permettent donc de détecter les glissements de terrain par la couleur qui est généralement blanche ou marron. Les images panchromatiques sont dans des teintes de gris avec une résolution de 1.5 m. Les détails des glissements de terrain sont plus visibles sur l'image panchromatique. Pour savoir s'il y a eu un glissement de terrain il faut donc regarder toutes les images afin de voir elle contient toutes les caractéristiques des glissements de terrain. Les caractéristiques visibles à l'œil nu sont la couleur, la forme plutôt allongée et si la zone a subi des changements avant/après comme montré sur la Figure 2. Il peut être difficile de voir les glissements de terrain qui peuvent être confondus avec des champs, par exemple. Dans la Figure 2 sur les images e et f, des champs et des habitations sont visibles, ce ne sont pas des glissements de terrain car la forme des champs est plus anguleuse et la couleur des habitations est plus blanche.

Une autre caractéristique des glissements de terrain est la pente mais elle n'est pas visible sur les images satellites. Un MNT (Modèle Numérique de Terrain; Annexe 1) est associé afin de savoir si la zone analysée est sur une pente forte ou faible, ce qui permet d'aider à l'interprétation des images. Les données pour le MNT sont obtenues à partir des données SRTM30 (avec une résolution spatiale de 30 m) ou d'un levé LiDAR (avec une résolution spatiale de 1m) aérien réalisé après l'événement Matthew. Ces données peuvent aussi être ajoutées à l'algorithme de détection automatique. Nous allons voir par la suite si les données LiDAR améliorent la performance de l'algorithme comparé aux données SRTM30.

L'inventaire de référence est créé sous forme de couche vectorielle qui répertorie les glissements de terrain par des polygones digitalisés manuellement. La couche vectorielle de l'inventaire de référence est une représentation géométrique des glissements de terrain que nous pouvons voir sur la Figure 2.

L'inventaire de référence est réalisé à partir d'un maillage (visible en Annexe 2). L'emprise de cet inventaire ne correspond pas la totalité de la zone d'étude (qui est de 881.4 km<sup>2</sup>) mais sur l'emprise des mailles (dont la superficie totale est de 295.5 km<sup>2</sup>).

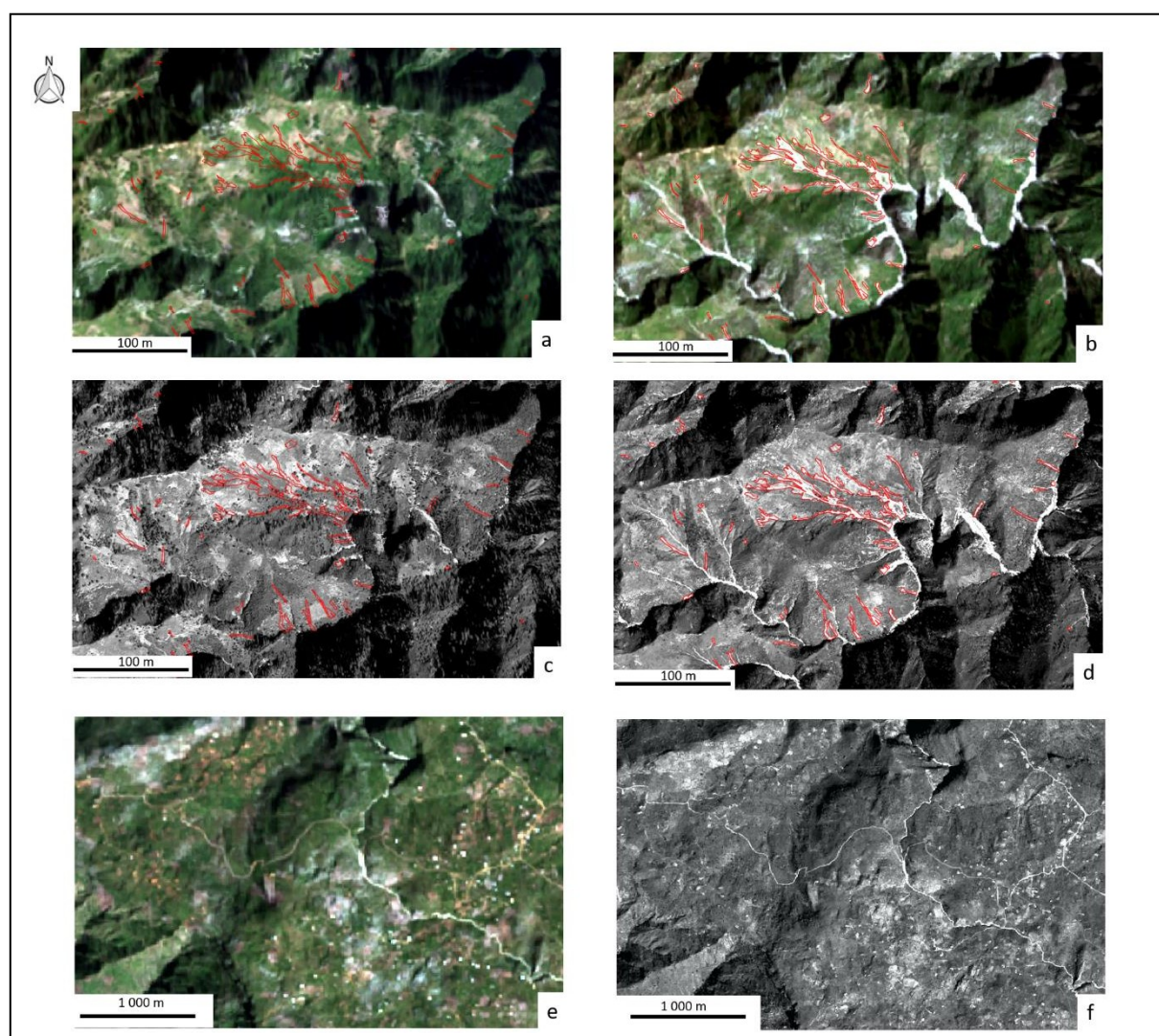


Figure 2: **a.** Image multispectrale prise par SPOT 6 avant l'évènement. **b.** Image multispectrale prise par SPOT 7 après l'évènement. **c.** Image panchromatique prise par SPOT 6 avant l'évènement. **d.** Image panchromatique prise par SPOT 7 après l'évènement. Les polygones de l'inventaire de référence sont en rouge et retrace des glissements de terrain facile à observer. **e et f.** Images multispectrale et panchromatique prises par SPOT 7 après l'évènement montrant des champs et des habitations

## 2.2. Détection automatique avec l'algorithme ImCLASS

Une fois l'inventaire de référence réalisé, l'algorithme ImCLASS peut être testé. Un algorithme a déjà été développé par Stumpf et al. (2011) qui fonctionne avec une segmentation d'image suivie d'une classification. La segmentation d'image regroupe des pixels entre eux selon des critères prédéfinis. Dans l'étude de Stumpf, une segmentation par région est utilisée. C'est-à-dire qu'une subdivision de l'image va être faite en régions spatialement continues, disjointes et relativement homogènes qui se réfèrent à des segments. Une classification des segments est ensuite réalisée. Cette classification va mener à deux classes (glissements de terrain et non glissements de terrain). Tout d'abord, un modèle est élaboré : le modèle de la forêt aléatoire (Random Forest) qui assemble plusieurs arbres de décision<sup>1</sup> pendant la phase de formation. Cette phase de formation consiste à caractériser des zones aléatoires de l'inventaire de référence afin de savoir qu'un glissement de terrain

<sup>1</sup> Un arbre de décision est un graphique sous forme d'arbre qui aide à classer en prenant des décisions sur un ensemble de choix. Les différentes décisions possibles sont situées aux extrémités des branches et sont atteintes en fonction des décisions prises à chaque étape.



possède certaines caractéristiques. Ces dernières sont basées sur la texture, la couleur et la topographie. Le caractère aléatoire du modèle permet de minimiser la corrélation et d'améliorer la précision. Après la phase de formation, la phase de prédiction va prédire le reste de l'image, c'est-à-dire les zones qui n'étaient pas dans l'inventaire de référence et qui n'ont pas servi à la phase de formation. Le modèle va prendre un pixel et le mettre dans tous les arbres qui ont été créés dans la phase de formation. Chaque arbre va alors, selon ses critères, indiquer s'il s'agit d'un glissement de terrain ou non. Afin d'obtenir une décision finale le vote à la majorité proposé par Lam et Suen (1994) est utilisé.

L'algorithme ImCLASS n'utilise que la classification forêt aléatoire. Un premier test est réalisé en donnant à l'algorithme comme entrée l'inventaire de référence, les images satellites multispectrale et panchromatique avant et après l'ouragan Matthew, la zone d'intérêt et les données topographiques issues des données SRTM30.

Le résultat obtenu est l'inventaire automatique. Il s'agit d'une couche raster dont les valeurs des pixels vont de 0 à 1. Ces valeurs correspondent à la probabilité d'appartenance de chaque pixel à la classe glissement de terrain (0 correspondant à une probabilité d'appartenance nulle). Sur ce résultat, un seuil de 0,5 est imposé, c'est-à-dire que les valeurs en dessous ne sont pas des glissements de terrain et les valeurs au-dessus sont des glissements de terrain. Une binarisation de l'image est aussi réalisée et donne une carte binaire : les 0 représentent les non-glissements de terrain et les 1 les glissements de terrain.

Par la suite, une érosion et une dilatation est appliquée sur les glissements de terrain de l'inventaire automatique. L'érosion va supprimer les pixels isolés et la dilatation va ajouter les pixels « non-glissement de terrain » aux pixels « glissement de terrain » lorsque ceux-ci sont entourés de pixels « glissement de terrain » (voir Annexe 3, la valeur 1 correspondant aux pixels « glissement de terrain » et la valeur 0 correspondant aux pixels « non-glissement de terrain » dans notre cas). Sept pixels sont choisis pour réaliser l'érosion et la dilatation, c'est-à-dire que si autour d'un pixel « glissement de terrain » il y a au moins 7 pixels « non-glissement de terrain » le premier pixel subit l'érosion. De même, si autour d'un pixel « non-glissement de terrain » il y a au moins 7 pixels « glissement de terrain » le premier pixel subit la dilatation.

Un deuxième test est ensuite réalisé en utilisant un MNT ultra haute résolution issu des données LiDAR. Les mêmes filtres sont appliqués au résultat.

### **2.3. Performance du code de détection et statistiques des glissements de terrain**

Afin d'évaluer la performance de l'algorithme ImCLASS en fonction des deux scénarios (le premier en utilisant les données topographiques basse résolution issues des données SRTM30 et le deuxième en utilisant des données ultra haute résolution issues des données LiDAR aérien) des matrices de confusion ainsi que des statistiques sur les pentes moyennes des glissements de terrain sont utilisées pour comparer ces tests. Les matrices de confusion sont réalisées en prenant les résultats non érodés et non dilatés mais avec le seuil à 0.5 et sur l'emprise correspondant aux mailles de l'inventaire de référence (dont la superficie est de 295.5 km<sup>2</sup>) afin de pouvoir comparer les résultats avec l'inventaire de référence. Une matrice de confusion est une matrice qui représente la qualité d'une classification. Les lignes correspondent à ce que l'on considère comme la vérité terrain (à la digitalisation manuelle). Dans notre cas, les deux classes sont les glissements de terrain et les non-glissements de terrain appartenant à l'inventaire de référence. Les colonnes correspondent à des classes estimées. Pour notre étude, les deux classes sont les glissements de terrain et les non-glissements de terrain estimés par l'inventaire automatique.

Ensuite, les caractéristiques des populations statistiques de l'inventaire de référence et des inventaires automatiques sont comparées. Les populations statistiques sont comparées en utilisant les métriques proposées par Schlögel et al. (2015) :

- Distribution de la superficie des glissements de terrain sur l'inventaire de référence et sur l'inventaire automatique,
- Distribution de la pente moyenne des glissements de terrain sur l'inventaire de référence et sur l'inventaire automatique en utilisant le résultat obtenu au deuxième test afin d'avoir une meilleure valeur de pente

Les statistiques sont calculées sur Excel à partir des données obtenues grâce au logiciel Qgis. Les graphiques sont présentés dans la section 3.

### 3. Résultats : performances de l'algorithme de détection

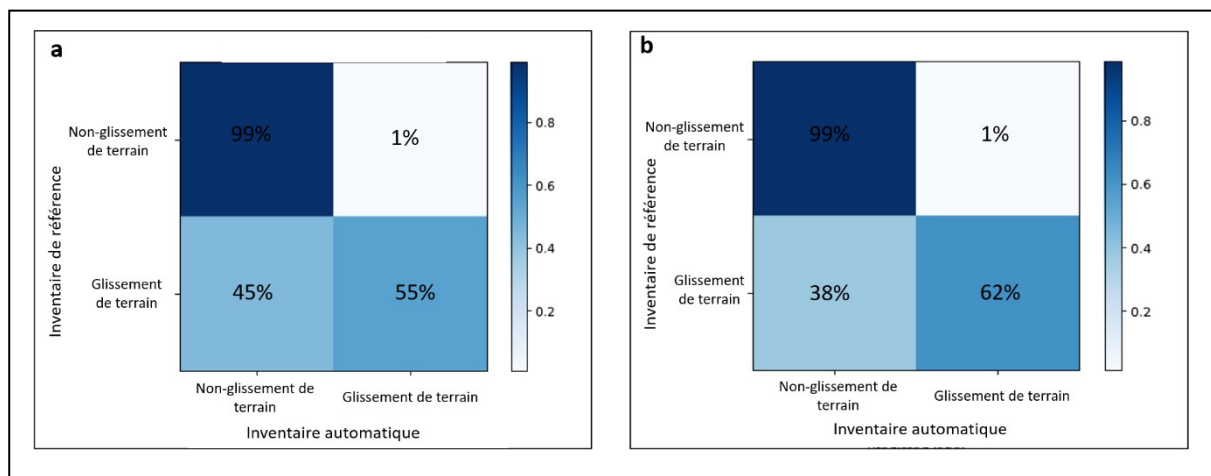


Figure 3: Matrices de confusion pour **a** le résultat obtenu lors du premier test avec les données SRTM30 et **b** le résultat obtenu lors du deuxième test avec les données LiDAR.

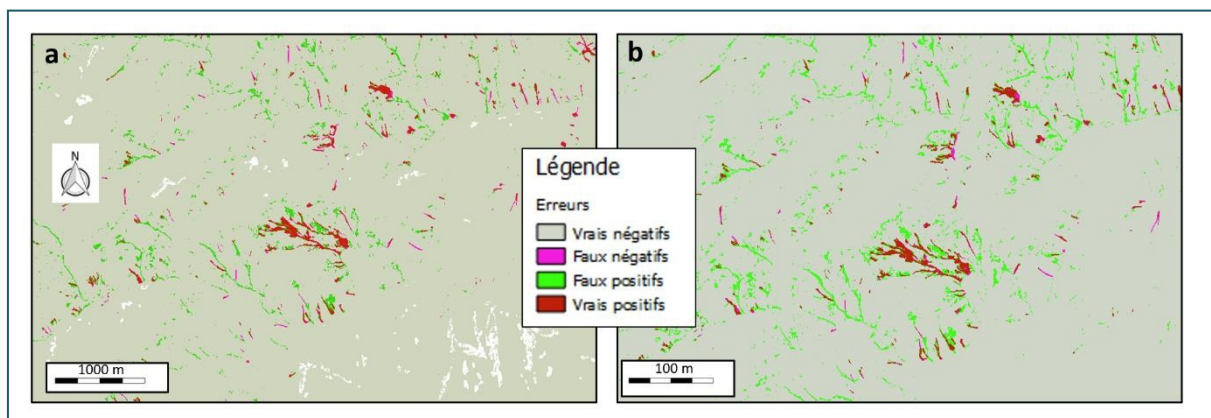


Figure 4: Carte des erreurs avec **a** les erreurs commises sur le scénario 1 et **b** les erreurs commises pour le scénario 2. Les vrais négatifs correspondant aux non-glissements de terrain dans l'inventaire de référence et automatique, les faux négatifs correspondant aux glissements de terrain dans l'inventaire de référence et non-glissements de terrain. Les zones blanches correspondent aux nuages

Pour la matrice de confusion a (scénario 1) nous avons 99% de vrais négatifs, 1% de faux négatifs, 45% de faux négatifs et 55% de vrais positifs. Pour la matrice b (scénario 2) nous avons 99% de vrais négatifs, 1% de faux positifs, 38% de faux négatifs et 62% de vrais positifs.

Les statistiques de la Figure 5 ont été réalisées sur l'emprise de la couche des données topographiques du LiDAR (voir Annexe 4) dont la superficie est de 368,3 km<sup>2</sup> alors que la superficie de la zone est de 881.4 km<sup>2</sup>. Nous avons donc 1080 de glissements de terrain détectés par le Test 1 et 1270 par le Test 2 sur cette emprise.

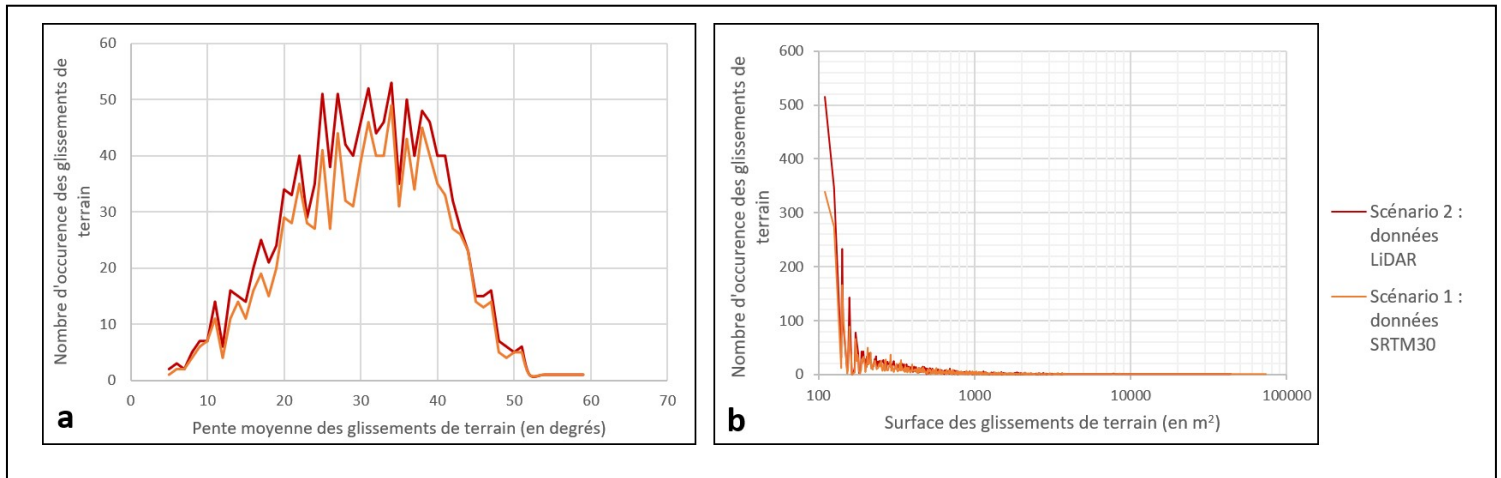


Figure 5 : Comparaison de la morphologie des glissements de terrain des deux inventaires automatiques **a.** Distribution de la pente moyenne des glissements de terrain **b.** Distribution de la superficie des glissements de terrain

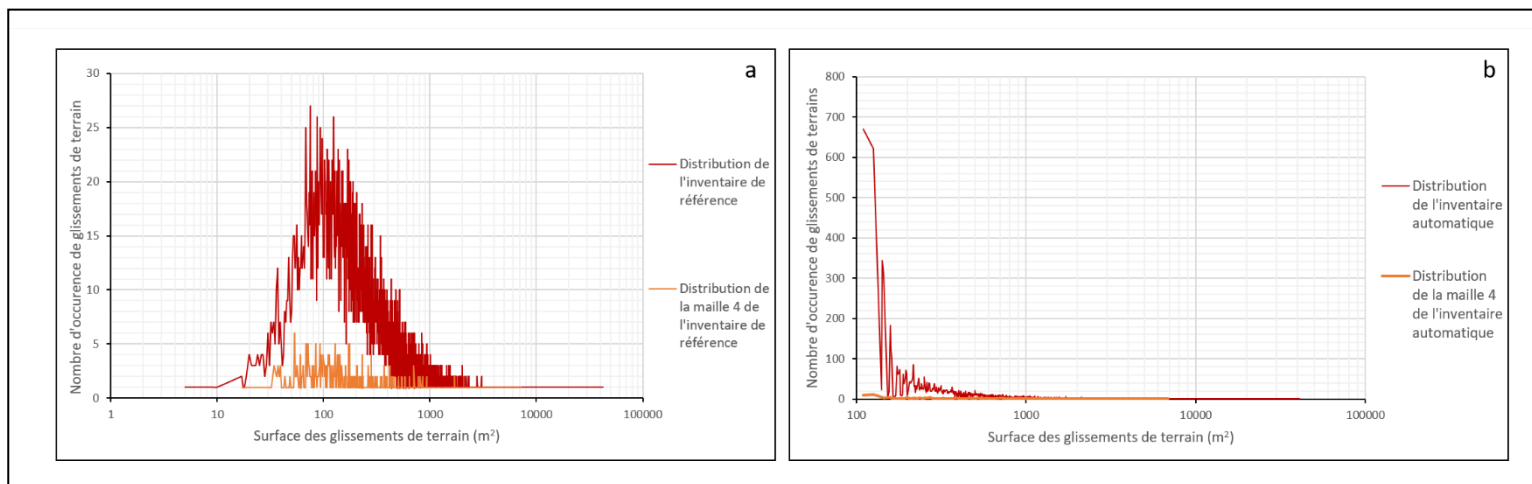


Figure 6 : Comparaison de la superficie des glissements de terrain sur **a.** l'inventaire de référence et **b.** l'inventaire automatique du Test 1

Les statistiques qui suivent ont été réalisées à partir des résultats du Test 2 donc sur l'emprise de la couche des données topographique du LiDAR (pour rappel, la superficie était de 368,3 km<sup>2</sup>).

Pour le premier graphique, 4929 sur 6720 glissements de terrain sont représentés pour l'inventaire de référence. Pour les statistiques sur les mailles 4 et 9 tous les glissements de terrain détectés sont pris en compte.

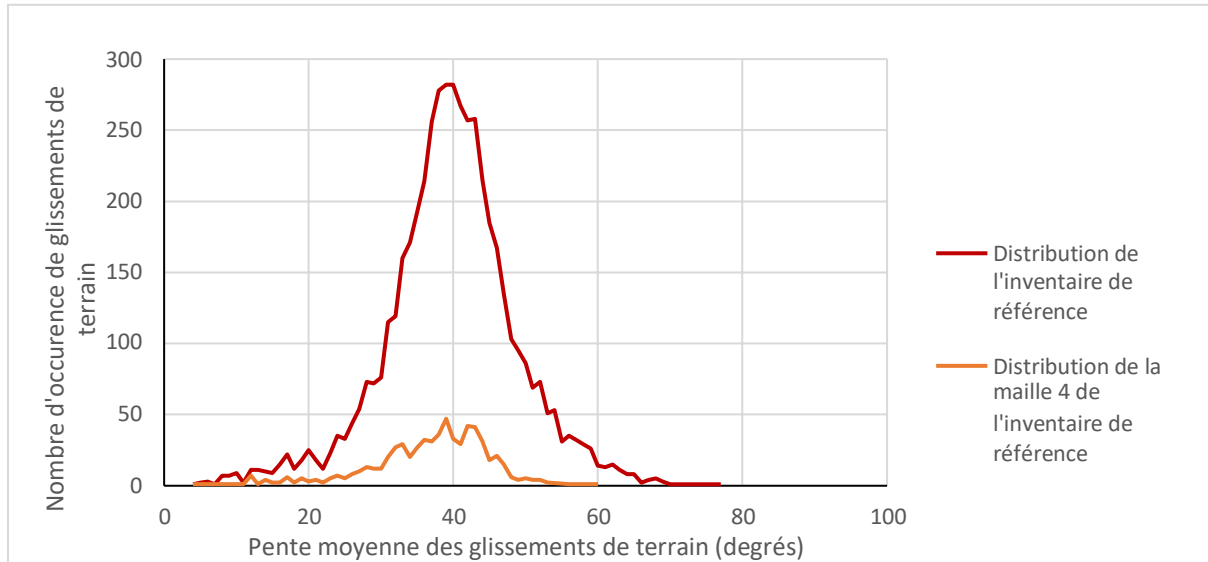


Figure 5: Distribution de la pente moyenne des glissements de terrain sur une partie de l'inventaire de référence et sur la maille 4 de celui-ci, soit sur un nombre de glissements de terrain total respectif de 4929 et 642

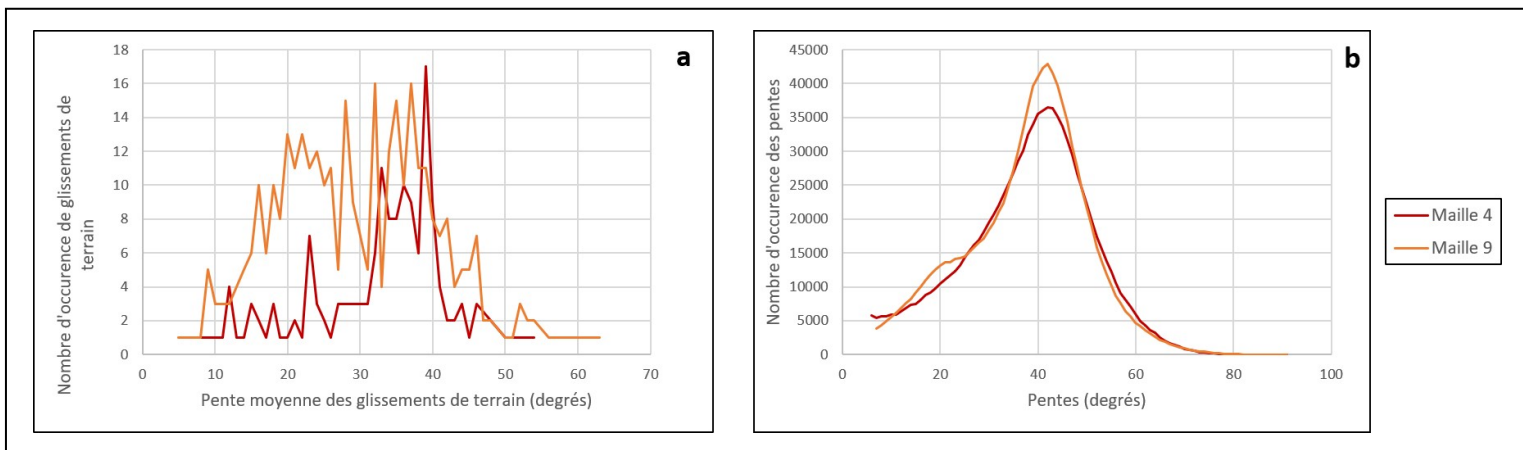


Figure 6 : a. Distribution de la pente moyenne des glissements de terrain de l'inventaire automatique sur la maille 4 et 9, soit sur un nombre de glissements de terrain total respectif de 155 et 342. b. Distribution des pentes de la maille 4 et 9

## 4. Discussion

Les matrices de confusion de la Figure 3 montrent une nette différence entre l'inventaire automatique obtenu par le Test 1 et par le Test 2. En effet, le scénario 1 a permis de détecter 55% des glissements de terrain vrais alors que le scénario 2 a permis d'en détecter 62%. L'utilisation de données haute résolution pour la topographie améliore la justesse de l'algorithme pour la détection automatique des glissements de terrain. La Figure 4 montre visuellement cette répartition des erreurs. Cependant, même si le pourcentage de détection des glissements de terrain pour le scénario 2 est meilleur que celui du scénario 1 il n'est pas satisfaisant. Ce faible pourcentage peut être dû à une mauvaise détection manuelle pour l'inventaire de référence étant donné que certains glissements de



terrain sont difficiles à visualiser. De plus, les glissements de terrain avec une faible superficie ne sont pas pris en compte dans l'inventaire automatique, nous pouvons le voir sur la Figure 5.

En effet, sur la Figure 5.a, les pentes sont quasiment les mêmes quel que soit les données intégrées à l'algorithme, les deux courbes sont semblables. Cependant, les glissements de terrain détectés par l'algorithme avec une basse résolution sont nettement moins nombreux. En effet, ici un total de 1270 glissements de terrain sont obtenues grâce aux données LiDAR contre 1080 glissements de terrain sont obtenues grâce aux données SRTM30. La Figure 5 vient compléter les matrices de confusion. Les glissements de terrain supplémentaire qui ont été détecté par le second scénario ont une petite surface. La Figure 5.b le montre, les glissements de terrain autour de 110 m<sup>2</sup> sont plus nombreux pour le scénario 2 que le scénario 1.

Sur le graphique a de la Figure 6 les superficies sont en moyenne comprises entre 70 m<sup>2</sup> et 200 m<sup>2</sup> pour un minimum de 5 m<sup>2</sup> et un maximum de 42 223 m<sup>2</sup> sur l'inventaire de référence. Ces superficies sont globalement les mêmes selon la maille, les deux courbes sont similaires sur ce graphique a. Les surfaces de l'inventaire automatique du Test 1, sur le graphique b de la même figure, sont en moyenne entre 110 m<sup>2</sup> et 158 m<sup>2</sup>, cet intervalle est dans l'intervalle des superficies des glissements de terrain de l'inventaire de référence. Il n'y a pas de surfaces inférieures à 110 m<sup>2</sup> car le résultat a subi une érosion et une dilatation qui a supprimé les glissements de terrain avec une superficie trop petite.

Les pentes de l'inventaire de référence restent globalement les mêmes que ce soit sur 4 929 ou 642 glissements de terrain. Ces pentes sont comprises entre 30 et 50 degrés (voir Figure 5). Ce résultat indique l'intervalle de pente dans lequel un glissement de terrain peut se produire. Effectivement, sur une pente plus faible, le glissement ne peut avoir lieu. Ensuite, les données des résultats de la Figure 6 sont représentées dans le tableau ci-dessous.

Tableau 1: Comparaison des glissements de terrain de l'inventaire de référence et de la pente

	Nombre de pente supérieur à 10 degrés	Nombre de glissements de terrain
<b>Maille 4</b>	967 149	155
<b>Maille 9</b>	1 016 073	342
<b>Différence</b>	48 924	187

Le tableau montre que les pentes issues des données LiDAR de la maille 9 sont plus abruptes que celles de la maille 4. En parallèle, les glissements de terrain sont plus nombreux sur la maille 9, il y a une corrélation entre la pente et le nombre de glissements de terrain. En effet, plus les pentes sont fortes, plus il y a de glissements de terrain.

Les statistiques de l'inventaire de référence et de l'inventaire automatique issu du Test 2 sont globalement similaires. En effet, l'algorithme ImCLASS détermine les glissements de terrain selon les paramètres donnés et pris sur l'inventaire de référence. Par exemple, avec l'inventaire de référence l'algorithme sait que les glissements de terrains sont plus présents sur des pentes entre 30 et 50 degrés donc un de ses critères est une pente comprise entre 30 et 50 degrés. Cela se remarque sur la Figure 6.a qui montre qu'il y a plus de glissements de terrain d'une pente entre 28 et 40 degrés sur l'inventaire automatique issu du Test 2. Cela correspond globalement aux pentes où se trouvent les glissements de terrain de l'inventaire de référence.

En prenant exemple la maille 4, il y a plus de glissements de terrain dans l'inventaire de référence (642) que dans l'inventaire automatique issu du Test 2 (155). L'algorithme ne prend pas en compte tous les glissements de terrain ni le fait la réalisation d'une érosion et d'une dilatation fait diminuer le nombre de glissements de terrain même si le but est de diminuer les erreurs. L'érosion et la dilatation

peuvent donc constituer une source d'erreur puisqu'elles peuvent supprimer les petits glissements de terrain.

## 5. Conclusion

De façon générale, cette étude informe que les glissements de terrain sont situés sur un intervalle de pente entre 30 et 50 degrés et qu'ils ont une superficie entre 70m<sup>2</sup> et 200m<sup>2</sup>. Ensuite, pour utiliser l'algorithme ImCLASS il est recommandé d'utiliser des données haute résolution pour la topographie, notamment des données issues d'un LiDAR aérien. En effet, le scénario correspondant a permis une détection de 62% des glissements de terrain. Cependant ce pourcentage n'est toujours pas suffisant. En effet, de nombreuses erreurs ont pu être faites lors de la réalisation de l'inventaire de référence et lors du fonctionnement de l'algorithme ImCLASS. C'est pourquoi des corrections sont à apporter.

Pour cette étude l'algorithme ImCLASS a été testé sur les glissements de terrain mais il est développé à l'EOST dans un but général afin de réaliser des inventaires de référence à partir de n'importe quel objet. Par exemple il est aussi testé pour réaliser un inventaire automatique de parcelles de vignes.

---

### Remerciements

Un grand merci à Jean-Philippe Malet pour m'avoir suivi et aidé tout le long de ce projet et à Aline Deprez pour m'avoir aidé à de nombreuses reprises lors de mes tests sur l'algorithme ImCLASS. Merci aussi à eux pour avoir relu et corrigé ce rapport de stage.

---

### Documents supplémentaires

4 Annexes

---

### Références

- Breiman, L. 2001. Random Forests. *Machine Learning*, 45: 5–32.
- Déprez, A, J.-P. Malet, A. Puissant, O Marc, E Stell et B Allenbach. « ImClass: A User-Tailored Image CLASSification Service for Land Surface Mapping », Notice d'utilisation, 1-12
- Lam, L., C.Y. Suen. 1994. A Theoretical Analysis of the Application of Majority Voting to Pattern Recognition ». In *Proceedings of the 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition (Cat. No.94CH3440-5)*, 2:418-20. Jerusalem, Israel: IEEE Comput. Soc. Press, 1994. <https://doi.org/10.1109/ICPR.1994.576970>.
- Schlögel, R., J.-P. Malet, P. Reichenbach, A. Remaître, et C. Doubre. « Analysis of a Landslide Multi-Date Inventory in a Complex Mountain Landscape: The Ubaye Valley Case Study ». *Natural Hazards and Earth System Sciences* 15, n° 10 (22 octobre 2015): 2369-89. <https://doi.org/10.5194/nhess-15-2369-2015>.
- Stumpf, A, et N. Kerle. 2011. Object-Oriented Mapping of Landslides Using Random Forests. *Remote Sensing of Environment* 115(10): 2564-77. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.05.013>.