HAL
open science

CARTO ALEA (Zones inondables) 4.1.3 : Indicateurs du Ruissellement Intense Pluvial et données Satellites (IRIP_SAT)

Pascal Breil

To cite this version:

Pascal Breil. CARTO ALEA (Zones inondables) 4.1.3 : Indicateurs du Ruissellement Intense Pluvial et données Satellites (IRIP_SAT). [Rapport de recherche] INRAE UR-RiverLy. 2020. hal-03787480

HAL Id: hal-03787480

https://hal.inrae.fr/hal-03787480

Submitted on 25 Sep 2022

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

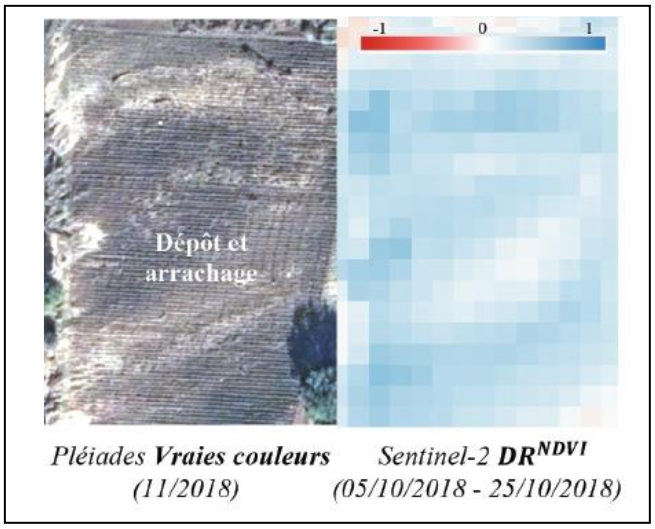
L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

PROGRAMME MTES (DGPR / SRNH) - INRAE 2020
Connaissance et prévention des risques naturels et hydrauliques

Ces travaux bénéficient du soutien du Ministère chargé de l'environnement, de l'énergie et de la mer par décision de subvention n°21367400

4.1 : CARTO ALEA (Zones inondables)

4.1.3 : Indicateurs du Ruissellement Intense Pluvial et données Satellites (IRIP_SAT)



Décembre 2020 (Janvier 2020)

Breil Pascal
avec la contribution de :
Blanchet Gwendoline
Briottet Xavier
Cerbelaud Arnaud
Delvit Jean MArc
Favro Axelle
Roupioz Laure

INRAe, Unité de recherche RIVERLY
5, rue de la Doua
CS 20244,
69625 Villeurbanne cedex

www.inrae.fr

Préambule

Pour 2020, le CDD de 6 mois dont la localisation était prévue au CNES n'a pu être réalisée pour raison administrative propre au nouvel institut INRAE. Une partie du travail a cependant été réalisée en fin d'année 2020 grâce au démarrage de la thèse inscrite à SDU2E de Monsieur Arnaud Cerbelaud, qui est co-encadré par le CNES, l'ONERA et l'INRAE. Le rapport ci-après s'appuie sur les travaux de cette fiche action qui ont fait l'objet de présentations lors du colloque « Risque ruissellement : Diagnostic et Solutions » organisé du 30 novembre au 2 décembre par la SHF et l'ANEB[1].

Ce rapport est composé :

- d'un article court qui est placé dans les actes du colloque ;
- de la présentation du poster en lien avec cet article court ;
- de l'article long publié dans la Houille Balnche et qui intègre en complément les travaux de l'étudiant en thèse (A. Cerbelaud) réalisés entre septembre et décembre 2020.

Pour rappel la fiche action est insérée ci-après.

[1] https://www.shf-hydro.org/manifestations/archives-manifestations-1/risque-ruissellement/

Titre complet de l'action ou s/ action	**Indicateurs du Ruissellement Intense Pluvial et données Satellites (*IRIP_SAT*)**
Action n°	**4.1.b**
Responsable Irstea (Unité)	P. Breil (RIVERLY) coût complet 2019 :33€ demande: 15€ taux :46% pour 4 mois équivalent demi-bourse de thèse + mission
Responsable SRNH (bur.)	J.M. HELMER (BRIL)
Contexte et enjeux	Le ruissellement intense et ses conséquences (coulées de boue, emportement et encombrement des réseaux de transport) constituent des sources d'aléas encore mal évaluées ou biaisées par les enjeux liés au données disponibles : déclarations individuelles CAtNAt et calamités agricoles. En conséquence les cartographies produites par les modèles ne sont que partiellement évaluées. La nouvelle génération de données satellites à très haute résolution (THR) et haute fréquence (HF) présentent un nouveau potentiel d'évaluation quasi-exhaustive des dégâts au sol ainsi que l'accès à des MNT fins. En combinaisons avec les lames d'eau radar il parait maintenant possible d'évaluer de manière poussée les cartographies modélisées des aléas de ruissellement intense.
Objectifs du projet	Fiabiliser les modèles de cartographie des aléas liés au ruissellement intense. Pour cela évaluer le potentiel des données satellites acquises au plus près des dates d'événement pour retrouver les effets des aléas liés au ruissellement intense.
Travaux déjà réalisés et travaux prévus	**Résultats 2019 : (1ere année de cette action) :** Un master co-encadré par Irstea, CNES et ONERA a permis de tester différents indices et filtres de traitement usuels en télédétection. Ces premiers résultats sont encourageants, en particulier avec le filtre Sobel pour détecter l'érosion. Les zones de dépôt requièrent la combinaison d'images et d'algorithme de contexte par intelligence artificielle. **Travaux prévus 2020 à 2023:** Afin de disposer d'une évaluation plus exhaustive de la méthode IRIP (et d'autres modèles) il est proposé d'utiliser la nouvelle génération de données satellites hautes fréquence et très haute résolution dans le cadre d'un travail de thèse en partenariat avec le CNES et l'ONERA. La couverture des pluies radar horodatées de météo-France (fournie via une convention avec le MEEM à Irstea) sera utilisée pour caractériser les zones actives durant les événements. Les sites pilotes proposés sont l'Aude et l'Ile de la Réunion qui bénéficient tous deux de programme du CNES avec l'ESA pour l'acquisition systématique des données très hautes résolution. De même ces sites disposent de données de lame d'eau radar à 5 minutes. La thèse a pour objectif de traiter les données satellites afin de disposer de données de dégâts liés au ruissellement intense « quasi exhaustives » sur deux territoires impactés très différents par leurs topographie, pédologie et climatologie, ceci afin d'évaluer de manière approfondie et définitive le modèle Irip (ou autre modèle de ruissellement).

Durée si pluriannuelle	*Durée*	*Début de l'action*	*Fin de l'action*
	4 ans	*Année 2020*	*Année 2023*
Produits et valorisations projetés	**Nature** (publi scient, technique, guide méthodo, outil, formation …)	**Cibles visées**	**Echéancier** (au moins un rapport d'étape par an)
	Publi. Scientifiques ; rapports tech ; formation	Recherche ; DDTM ; EPTB	2020 mois 2 à 7 : CDD – rapport sur l'application de IRIP aux départements : 11 ; 34 ; 66 ; 71 et 83. 2020 mois 9 à 12 : rapport biblio thèse 2021 mois 1 à 12 : thèse ; Application dép. 11 2022 mois 1 à 12 : thèse ; Application : Ile de la Réunion 2023 mois 1 à 8 : thèse et Rapport

Equipe de travail Irstea	Breil, P. ; I. Braud, UR RIVERLY
Partenariats envisagés	Delvit J.M. et Banchet G. (CNES) ; Briottet X. et Roupioz L. (ONERA) ;) en co-encadrement de la thèse.
Références ou bibliographie sommaire	Braud I., Lagadec L.R., Moulin L., Chazelle B., Breil P. (Soumis 2019) Evaluation of a model for mapping intense pluvial runoff hazard using proxy data of damages. Application to the railway context. NHESS journal.
Date de mise à jour de la fiche :	20/11/2020

TABLE DES MATIERES

Table des matières

I. Article court publié dans acte de colloque : Potentiel de l'imagerie satellitaire à très haute résolution pour évaluer et cartographier les dommages causés par le ruissellement intense 6

a. Introduction 6

b. Méthode et données 7

c. Test des indices et des filtres relevés dans la littérature 9

d. Statistiques zonales 10

e. Jeu de données test 10

f. Résultats 11

g. Conclusions 13

h. Remerciements 14

i. Références 14

II. POSTER : Potentiel de l'imagerie satellitaire à haute résolution pour évaluer et cartographier les dommages causés par le ruissellement intense 16

j. Contexte et motivations 16

k. Méthodes et données 17

l. Résultats et discussion 18

m. Conclusion et perspectives 19

n. Références & remerciements 19

III. Article long publié dans la Houille Blanche 20

IV. Résumé 29

I. Article court publié dans acte de colloque : Potentiel de l'imagerie satellitaire à très haute résolution pour évaluer et cartographier les dommages causés par le ruissellement intense

Les résultats suivants ont été présentés au colloque SHF « Risque ruissellement : Diagnostic et Solutions » par :

Pascal BREIL[1], Axelle FAVRO[1], Laure ROUPIOZ[2], Xavier BRIOTTET[2], Gwendoline BLANCHET[3], Jean-Marc DELVIT[3]

[1] INRAE, UR RIVERLY, 5 rue de la Doua 69625, France, nom.prenom@inrae.fr
[2] ONERA, 2 Ave. E Belin, 31000 Toulouse, France, nom.prenom@onera.fr
[3] CNES, eo-lab, 18 Av. E Belin, 31400 Toulouse, France, nom.prenom@cnes.fr

Les images satellites très haute résolution et haute fréquence couvrent des surfaces de 400 km2. Le potentiel de ces images pour évaluer et cartographier les dommages causés par le ruissellement intense est jusqu'à présent peu étudié. L'idée est donc d'établir une méthode pour détecter, de la manière la plus exhaustive possible ces dommages à partir de données satellitaires THR acquises le plus près possible, avant et après un événement de pluie intense. Pour ce faire, nous avons utilisé les images Pléiades (0.7 m) et Sentinel-2 (10 m) acquises au-dessus de la région de l'Aude (France) qui a été fortement touchée par des pluies intenses en octobre 2018.

Plusieurs indices et filtres spectraux ont été appliqués sur un jeu d'images sélectionnées. Notre intérêt a porté sur les zones agricoles qui ont fait l'objet de 1119 demandes d'indemnisation en calamités agricoles pour l'événement d'octobre 2018. Ce travail exploratoire effectué en 2019 a révélé que certains types de dommages agricoles étaient bien détectés alors que d'autres, même s'ils étaient clairement visibles sur les images Pléiades, n'étaient pas correctement détectés avec les indices et filtres sélectionnés.

L'information spectrale seule ne suffit pas pour détecter les dommages causés par un ruissellement intense. Ces travaux préliminaires ouvrent la voie à d'autres basés sur le développement de nouveaux indices et filtres ainsi que sur l'intelligence artificielle. Ces pistes seront poursuivies dans un travail de thèse à partir de 2020, co-piloté par le CNES, l'ONERA et l'INRAE.

Mots-clefs : télédétection, érosion, dépôt.

Potential of very high-resolution satellite imagery to assess and map damage caused by intense runoff

The very high-resolution, high-frequency satellite images cover an area of 400 km2. The potential of these images to assess and map damage caused by intense runoff has so far been little studied. The idea is therefore to establish a method for detecting this damage as exhaustively as possible from THR satellite data acquired as close as possible, before and after an intense rainfall event. To do so, we used Pléiades (0.7 m) and Sentinel-2 (10 m) images acquired over the Aude region (France) which was heavily affected by intense rainfall in October 2018.

Several indices and spectral filters were applied to a set of selected images. Our interest focused on the agricultural areas that were the subject of 1119 agricultural disaster claims for the October 2018 event. This exploratory work carried out in 2019 revealed that certain types of agricultural damage were well detected while others, although clearly visible on the Pleiades images, were not correctly detected with the selected indices and filters.

Spectral information alone is not sufficient to detect damage caused by intense runoff. This preliminary work paves the way for further work based on the development of new clues and filters as well as artificial intelligence. These avenues will be pursued in a thesis work from 2020, co-piloted by CNES, ONERA and INRAE.

Keywords: remote sensing, erosion, deposition.

a. Introduction

De nos jours, le ruissellement intense représente un problème environnemental et sociétal majeur. Depuis 2010, l'IRSTEA développe un modèle prédictif pour cartographier les risques liés au ruissellement intense (érosion, coulées de boue, dépôts, etc.) en utilisant la méthode IRIP ©. L'évaluation de ces cartes est actuellement réalisée sur la base d'observations de terrain telles que les déclarations de calamités agricoles, les

déclarations individuelles de catastrophes naturelles, les bases de données d'incidents sur les réseaux linéaires (DDTM, SNCF). Cependant, ces données ou déclarations ne fournissent qu'une vue partielle des zones qui ont réellement été touchées car elles concernent pour l'essentiel des zones à enjeux économiques (dommages aux infrastructures, aux biens ou aux personnes). L'évaluation des cartes de prédiction du ruissellement générées par le modèle IRIP, ou tout autre modèle de ruissellement intense, est donc biaisée par un manque de données sur les zones sans enjeux, cela sans compter que le système déclaratif n'est pas utilisée de manière systématique pour de multiples raisons.

La montée en puissance de la donnée satellite de ces dernières années à très haute résolution (THR) et haute fréquence (HF) met à disposition de la communauté scientifique de nouveaux moyens d'investigations sur l'analyse des phénomènes au sol. Des centres d'expertise scientifique (CES) se sont développés à cet effet autour de la plateforme THEIA[2] qui vise à produire des applications dédiées avec les chercheurs pour ensuite les mettre en production. Les raisons en sont que les volumes d'information et les prétraitements requis des images font appel à des moyens et compétences spécifiques. Il est donc nécessaire de s'associer à des « professionnels » pour utiliser ces nouvelles sources de données.

La problématique du ruissellement intense est abordable du fait des fréquences de passage et finesse de résolution disponibles depuis quelques années seulement. L'utilisation des données satellites Pléiades à haute résolution spatiale (0.5 m) et haute fréquence temporelle (de 1 à quelques jours selon la programmation), couvrant des aires de 20 X 20 km², offre des perspectives intéressantes pour inventorier les conséquences du ruissellement intense après un événement météorologique majeur. Ces données sont d'ailleurs utilisées via des campagnes d'acquisition spécifiques par « l'Emergency Management Service – Mapping de Copernicus »[3] pour délimiter les zones touchées en période de crise durant des catastrophes naturelles, cela en appui aux services de secours.

Mais peu nombreuses sont les études menées sur la détection du ruissellement de surface par la télédétection. Le phénomène de ruissellement étant mal connu et c'est souvent les débordements et crues [Hostache et al., 2007] ou encore l'érosion et les glissements de terrain que l'on cherche à détecter avec ces nouvelles données. Il ressort de l'état de l'art une utilisation majoritaire d'images Landsat pour la détection des aléas issus du ruissellement pluvial. L'apport complémentaire de la haute fréquence temporelle ainsi que d'images aériennes et de données terrain représente un atout non négligeable. La réalisation de classification pour caractériser l'occupation du sol semble également pertinente. L'utilisation d'indices spectraux tels que : NDVI, NDWI, IB, RIBS, PIDS, SAVI donne des résultats intéressants mais sur des cas d'étude souvent limités dans l'espace, liés à un « calage local » et donc sans réelle perspective de généralisation. Les auteurs d'une revue bibliographique récente sur l'application de la télédétection pour suivre l'érosion des sols [Sepura et al., 2018] indiquent que l'utilisation de l'information à haute résolution spectrale est limitée en raison de son coût d'acquisition. Les processus de détection des dépôts et coulées de boue sont également peu mentionnés dans la littérature. C'est pourtant une manifestation des aléas liés au ruissellement intense.

Dans ce travail nous émettons l'hypothèse que les données satellites THR-HF-HS de nouvelle génération sont à même de déceler les désordres produits aux sols sur les espaces cultivés.

Pour évaluer cette hypothèse, différents indices et filtres de la télédétection sont confrontés à des « vérités terrain » qui sont des parcelles endommagées ayant fait l'objet de déclaration en calamités agricoles. Cela implique de disposer sur un territoire des images satellites au plus près, avant et après, un événement de pluie majeur ainsi que des données de déclaration.

b. Méthode et données

Le 15 octobre 2018, le département de l'Aude a été touché par des crues particulièrement intenses sur une courte durée. Selon Météo-France, plus de 300 mm de pluie ont été enregistrés près de Carcassonne, dont environ 200 mm en 6h [Lebouc et al., 2019]. Etant donné l'état de saturation des sols, ces pluies ont engendré d'importantes crues : à la fois par débordements et par ruissellements intenses. Ce territoire représente donc un bon candidat pour la détection du ruissellement intense, un tel évènement ayant laissé des marques bien visibles sur le paysage. Après la catastrophe d'octobre 2018, 204 communes ont été déclarées sinistrées par les inondations. La chambre de l'agriculture a reçu 1200 appels, 1100 vérifications ont été effectuées et 900 dossiers constitués (source : Boyer Bernard DDTM11 - Unité Investissement et Développement Rural).

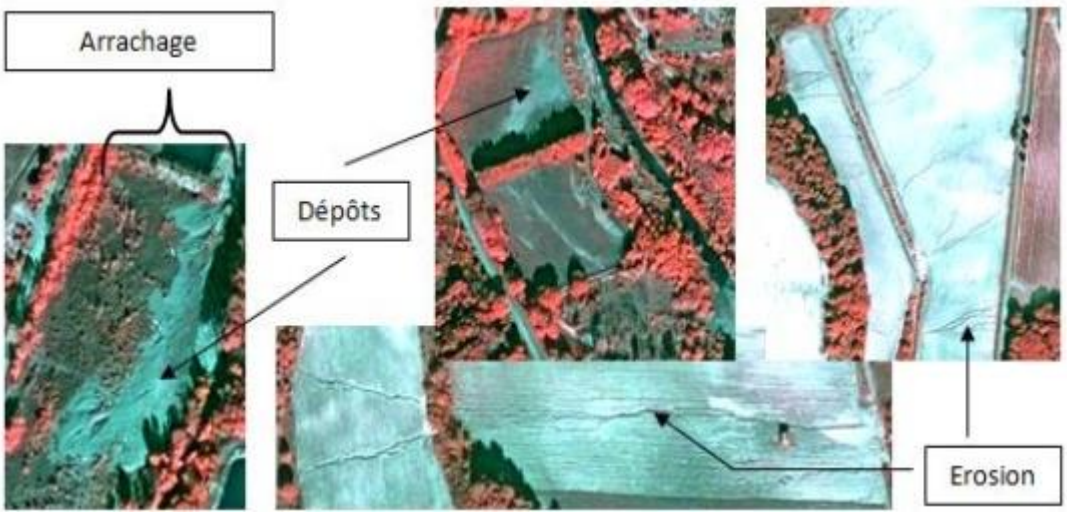
[2] https://theia.cnes.fr/atdistrib/rocket/#/home
[3] https://www.efas.eu/

Dans un premier temps, une consultation des déclarations de dommage de calamités agricoles (CalamNat) a été réalisée à l'occasion de la rencontre avec quelques membres de la DDTM11. Ce type de déclaration est déposé en cas de pertes de production agricole occasionnée par des évènements météorologiques d'importance exceptionnelle et concerne uniquement les productions et biens non assurables (Ministère chargé de l'agriculture, 2019). Elle permet aux exploitants agricoles de déposer des demandes d'indemnisation auprès de fonds de garantie des calamités agricoles (FNGRA : Fonds National de Gestion des Risques en Agriculture) et ainsi de calculer les montants des pertes et d'indemnisation. Pour cela, il leur est demandé de remplir des déclarations dans lesquelles les numéros de parcelles endommagées ainsi que le degré de dégâts (de 1 à 5) sont renseignés, grâce à l'appui d'un expert. Ce degré correspond à une portion de surface impactée avec le degré 1 pour signifier moins de 10% et le degré 5 pour plus de 90% en moyenne. Sont distinguées les vignes et autres cultures qualifiées indistinctement de « fonds » car les vignes ont un poids économique certain au niveau régional. Les pertes en fonds sont relatives à des mouvements de sol en érosion comme en dépôt. Pour les dommages non évalués en degrés (chemins, talus, fossés, digues, clôtures, murets, …) des linéaires sont mentionnés le plus souvent. Nous avons alors, dans notre étude, attribué forfaitairement un degré « 0 » qui signifie la présence d'un dommage NON évalué à ne pas confondre avec l'absence de dommage.

En tout 1359 parcelles ont fait l'objet d'une déclaration de calamités agricoles. Pour l'étude nous en retenons 1119 qui sont situées dans l'emprise de deux images Pleiades. Ce sous ensemble est composé de 907 parcelles avec un degré d'impact qui varie de 1 à 5 pour les fonds et les vignes et de 212 parcelles classées en degré « 0 ».

Les travaux menés sur ce sujet étant exploratoires, ils se sont appuyés sur les images disponibles pour cet évènement, provenant de deux capteurs différents : des images issues de Sentinel-2 (haute résolution spatiale, temporelle et spectrale) et des images issues de Pléiades (très haute résolution spatiale et faible résolution spectrale et temporelle). Ainsi, deux images Pléiades datées du 03/11/2018 et du 22/02/2019, acquises sur le département de l'Aude ont été fournies par le CNES tandis que les images Sentinel-2 (satellite 2A – niveau de traitement 2A[4] – tuiles : T31TDH et T31TDJ) ont été téléchargées sur la plateforme Théia du CNES (accès libre et gratuit), puis décompressées par l'intermédiaire du logiciel PEPS Downloader. Après quoi, une zone d'étude pour laquelle les données des incidents liés au ruissellement intense étaient géoréférencées et datées a été sélectionnée. Pour cela, l'image Pléiades, plus résolue spatialement que les images Sentinel-2, acquise au plus proche de l'évènement (03/11/2019) a été analysée par photo-interprétation dans le but d'identifier un maximum d'aléas sur un périmètre 'test' de 22 km². L'idée était de définir une zone restreinte sur laquelle tester les méthodes avant de les appliquer à un territoire plus étendu (2100 km²) afin de limiter les temps de calcul dans un premier temps.

Au total trois aléas ont été identifiés par photo-interprétation (cf. Fig. 1) :



[4] Les images de niveau 2A sont orthorectifiées, exprimées en réflectance de surface et sont accompagnées d'un masque de nuage *[Hagolle, 2014]*.

Figure 1: Photographie d'aléas identifiés par photo-interprétation à partir d'images Pléiades en « fausses couleurs » (Composition colorée R : bande proche infrarouge, G : bande rouge, B : bande verte). Permet de mettre en évidence la végétation qui apparaît en rouge sur l'image.

- « Érosion » : grandes rigoles (ravines) creusant le sol de surface (Norman et al., 2008-2012), principalement visible sur parcelles agricoles en sol nu;
- « Dépôts » : de boue ou de sédiments, en aval de zone d'érosion et parfois de plusieurs mètres d'épaisseur (Négrel et Rigollet, 2011), visible sous forme de traînées blanches par photo-interprétation;
- « Arrachage » : zone dépourvue de végétation suite à un arrachage par le courant et les coulées de boue.

c. Test des indices et des filtres relevés dans la littérature

La capacité des différents indices et filtres proposés dans la littérature à détecter chacun des types d'aléas observés sur la zone d'étude pour les données Pléiades et Sentinel-2 acquises au plus proche de l'évènement a été testée. Pour cela, les indices ont été codés en python puis appliqués aux images. Le filtre Sobel a quant à lui été calculé à l'aide de l'application open-source Orfeo Toolbox (OTB). La liste des différents indices et filtres testés dans cette étude est présentée dans le Tableau 1.

Tableau 1 : Présentation des différents indices [Gao, 1996] ; [Deng et al., 2015] ; [OTB-Team, CNES, 2018a, 2018b] ; [Qiu et al., 2017] ; [Hanane, 2012] exploités dans cette étude.

INDICES	INTERPRETATION
NDVI : *Normalized Difference Vegetation Index* -1<NDVI< 1	NDVI < 0 : Eau NDVI [0 ; 0.3] : Sol nu NDVI > 0.3 : Végétation
NDWI : *Normalized Difference Water Index* -1<NDWI< 1	NDWI > 0.,5 : plan d'eau NDWI<0 : végétation sèche ou sol nu NDWI < 0 : végétation verte, bonne couverture végétale
IB : *Indice de brillance*	Bâti + sol = surfaces réfléchissantes Eau+sols très humides = surfaces absorbantes
SAVI : *Soil Adjusted Vegetation Index* -1<SAVI< 1	Plus la valeur est faible, plus la couverture végétale est faible.
PIDS : Product Index for Dark Soil	Valeur faible : sol foncé.
FILTRES	INTERPRETATION
Sobel	Détection des contours d'une image.

Plusieurs images ont été utilisées pour calculer les indices, ceci pour compenser des effets induits par les nuages ou encore des artefacts liés aux chaines de traitement complexes appliquées entre la donnée brute et le calcul de l'indice. Les images Pléiades ont une résolution native de 0.5m et les images Sentinel-2 de 10m. Les premières ne sont pas systématiquement bancarisée, c.a.d qu'elles sont écrasées par un passage suivant du satellite au même endroit. Les secondes bénéficient d'une fréquence de stockage au moins mensuelle.

Tableau 2 : Dates et natures des images utilisées pour le calcul des métriques de télédétection

Images Sentinel-2							
Dates des images satellites	27/07/2018	16/08/2018	25/09/2018	05/10/2018	25/10/2018	24/11/2018	03/01/2019
Périodes pour calcul des moyennes	avant	avant	avant	avant	après	après	après
Images Pléiades							
Dates des images satellites	03/11/2018	01/02/2019					
Périodes pour calcul des moyennes	après	après					

d. Statistiques zonales

Des statistiques de zones ont été calculées sur toutes les parcelles déclarées sinistrées et exploitables sur la tuile satellite d'intérêt. La création au préalable d'un « masque nuage » pour chaque image a été nécessaire afin de ne retenir que les parcelles sans nuage. Pour chacune des parcelles considérées, la moyenne, la médiane, l'écart-type, la différence de valeurs min. et max. ainsi que la variance ont été calculés à partir des valeurs de chacun des pixels contenus dans chacune des parcelles. Ensuite, pour chaque statistique, la moyenne de la différence relative (cf. Éq. 1, aussi appelée taux d'évolution entre deux états) obtenue sur l'ensemble des parcelles correspondant à un même aléa a été calculée afin de tester la capacité de chacun des indices et filtres à détecter cet aléa. Finalement, un autre indicateur appelé « Pente » entre les valeurs des images avant et après évènement a été déterminé afin de mettre en évidence un possible changement induit par la présence d'un aléa (cf. Éq. 2). La normalisation de cet indicateur par la somme des valeurs d'état dans une même parcelle, avant et après l'événement perturbateur (pluies d'octobre 2018) permet de réduire le « bruit ». C'est le principe utilisé pour les indices NDVI et NDWI par exemple.

$$\text{Différence relative} = \frac{\text{Ap} - \text{Av}}{Av} \tag{1}$$

$$« \, Pente \, » \; = \frac{(Av - Ap)}{(Av + Ap)} \tag{2}$$

Ces 2 métriques ont été appliquées à 3 statistiques (moyenne, écart-type et différence entre minimum et maximum) des indices calculés dans les parcelles agricoles. Le tableau 3 résume les combinaisons qui ont été évaluées.

Tableau 3 : Métriques appliquées aux différents indices et filtres évalués

Indices de télédétection (voir def. Tab. 2)	NDVI	NDWI	IB	SAVI	PID	SOBEL
Variables statistiques calculées par parcelle						
moyenne	x	x	x	x	x	x
écart-type	x	x	x	x	x	x
diff Max-Min	x	x				x
Métriques calculées entre dates						
Pente (entre 25/10/2018 & 05/10/2018)	x	x	x	x	x	x
Diff. Relative (entre 25/10/2018 & 05/10/2018)	x	x	x	x	x	x
Pente (entre dates avant et dates après)	x	x	x	x	x	x
Diff. relative (entre dates avant et dates après)	x	x	x	x	x	x

e. Jeu de données test

Un jeu de données de 130 parcelles agricoles a été constitué pour accéder à des tendances statistiques. Il est composé de parcelles distribuées comme indiqué dans le Tableau 2. Les 32 parcelles avec aucun aléa ont été sélectionnée après croisement de leur occupation du sol (culture et ou vigne) et de l'absence de déclaration en calamités agricoles. Il peut y avoir plusieurs types d'aléas dans une même parcelle. Il ainsi été retenu 12 parcelles avec aléas combinés dépôt et arrachage. Le tableau 2 indique aussi le nombre de parcelles par degré, cette notion étant présente dans les déclarations de calamités agricoles pour exprimer le pourcentage de surface impacté dans une parcelle (de < à 10 % à 100%). Le « deg00 » correspond aux parcelles non impactées sélectionnées par nos soins.

Tableau 2 : Types d'aléas et degré d'impact en calamités agricoles des parcelles sélectionnées

Type aléa	aucun aléa	érosion	dépôt	arrachage	dépôt&arrachage		Total
	32	36	28	22	12		130
Degré dommage	deg00	deg1	deg2	deg3	deg4	deg5	Total
	32	0	13	18	31	36	130

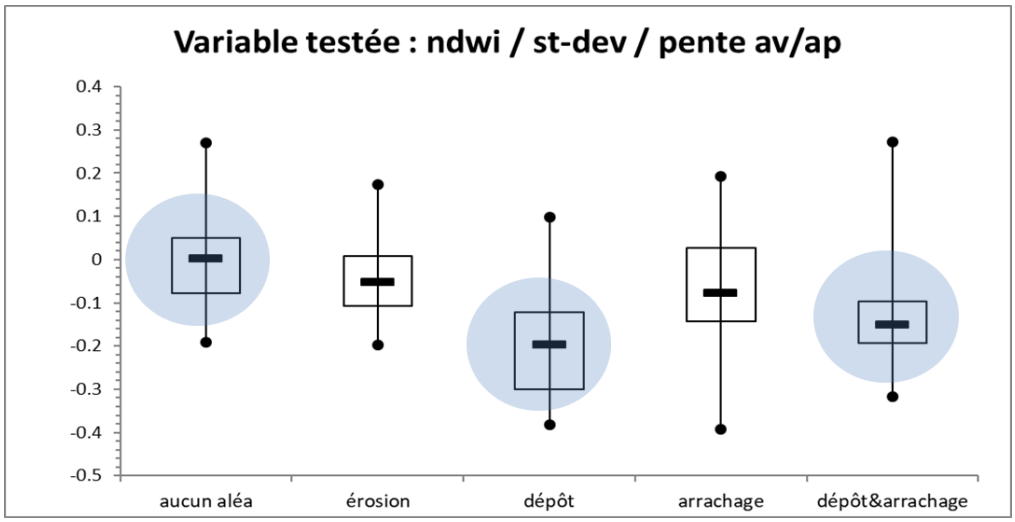
Un test non-paramétrique de comparaison (test de Wilcoxon Mann & Withney) est utilisé pour tenir compte des différences d'effectifs et de formes des distributions des métriques calculées pour chacun des indices utilisés. Le principe consiste alors à calculer la probabilité que les distributions comparées deux à deux soient similaires. Pour les valeurs inférieures ou proches de 5% il est considéré que les distributions sont significativement différentes. On peut ainsi évaluer la capacité d'une métrique d'indice de la télédétection à différencier une parcelle avec aléa d'une parcelle sans aléa mais aussi à distinguer des types d'aléas entre eux le cas échéant.

f. Résultats

Le filtre SOBEL a été calculé pour une date donnée, au plus proche après l'évènement (cf. Tab. 2). La démarche est illustrée pour une parcelle reconnue par visite de terrain. Les aléas d'érosion étant essentiellement caractérisés par un changement d'intensité spectral et des structures longilignes, le filtre SOBEL, dont l'objectif est la détection des contours, a été appliqué afin de détecter les lignes engendrées par l'érosion. Les résultats de SOBEL pour l'image Sentinel-2 mettent en avant quelques pics sur les profils spatiaux (non présentés ici), mais ne traduisent pas la présence de l'aléa. La résolution des images Sentinel-2 s'est avérée trop faible pour un aléa si finement marqué. Pour l'image Pléiades, l'analyse visuelle montre une détection claire des contours des ravines (cf. Fig. 2), mais ce ne sont cependant pas les seuls éléments détectés. Sur cette image à très haute résolution, le filtre détecte toutes les irrégularités de la surface. Ces irrégularités peuvent s'expliquer par une occupation du sol hétérogène ou encore les caractéristiques du sol particulières (texture, rugosité, etc…).

Figure 2 : Image Pléiades (03/11/2018) en « vraie couleur » (gauche), photo terrain (centre) et résultat filtre SOBEL associé (droite).

La Figure 3 illustre sous forme graphique les distributions d'échantillons d'une métrique du Tableau 3 et par types d'aléas. La table associée synthétise les probabilités que les distributions comparées deux à deux soient similaires. A titre d'exemple ici, il est testé la capacité de la pente de l'écart type de l'indice NDWI.



Variable testée : ndwi / st-dev / pente av/ap au seuil bilatéral = 0.05					
	aucun aléa	érosion	dépôt	arrachage	dépôt&arrachage
aucun aléa		0.073	0.000	0.102	0.008
érosion			0.005	0.736	0.082
dépôt				0.020	0.250
arrachage					0.207
dépôt&arrachage					

Figure 3 : Distributions d'échantillons de la métrique pente de l'écart type de l'indice ndwi selon les différents types d'aléas (à partir d'images Sentinel-2) et table du test de Wilcoxon Mann & Withney.

La table associée à la Figure 3 nous indique qu'au seuil de 5%, il existe trois comparaisons dont les différences sont significatives deux à deux (chiffres en rouge) : ainsi il est possible de distinguer l'aléa « dépôt » et l'aléa « dépôt&arrachage » de l'absence d'aléa entre les parcelles concernées. Il en va de même entre les aléas « dépôt » et « érosion » ainsi que « dépôt » et « arrachage ». Par contre « dépôt&arrachage » et « dépôt » ne sont pas distingués, pour ce jeu de données.

La Figure 4 contient les tables pour lesquelles les indices sensibles aux différents aléas ont été identifiés. La table 4.1 montre qu'une autre métrique de l'indice NDWI est capable de distinguer cette fois les parcelles avec l'aléa « érosion », ou l'aléa « arrachage » ou encore l'aléa « dépôt&arrachage », des parcelles sans aléa. De même cette métrique permet de distinguer l'aléa érosion de l'aléa dépôt. Il faut noter dans ce cas que la métrique utilise 4 images avant et 3 images après l'événement des pluies intenses.

table 4.1

Variable testée : ndwi / mean / pente (moyennée) au seuil bilatéral = 0.05					
	aucun aléa	érosion	dépôt	arrachage	dépôt&arrachage
aucun aléa		0.000	0.351	0.007	0.033
érosion			0.045	0.183	0.490
dépôt				0.148	0.226
arrachage					0.773
dépôt&arrachage					

table 4.2

Variable testée : ndwi / mean / err relative (moyennée) au seuil bilatéral = 0.05					
	aucun aléa	érosion	dépôt	arrachage	dépôt&arrachage
aucun aléa		0.397	0.009	0.000	0.000
érosion			0.151	0.003	0.009
dépôt				0.118	0.006
arrachage					0.040
dépôt&arrachage					

table 4.3

Variable testée : ndvi / mean / pente av/ap au seuil bilatéral = 0.05					
	aucun aléa	érosion	dépôt	arrachage	dépôt&arrachage
aucun aléa		0.476	0.013	0.000	0.000
érosion			0.005	0.000	0.000
dépôt				0.233	0.010
arrachage					0.031
dépôt&arrachage					

table 4.4

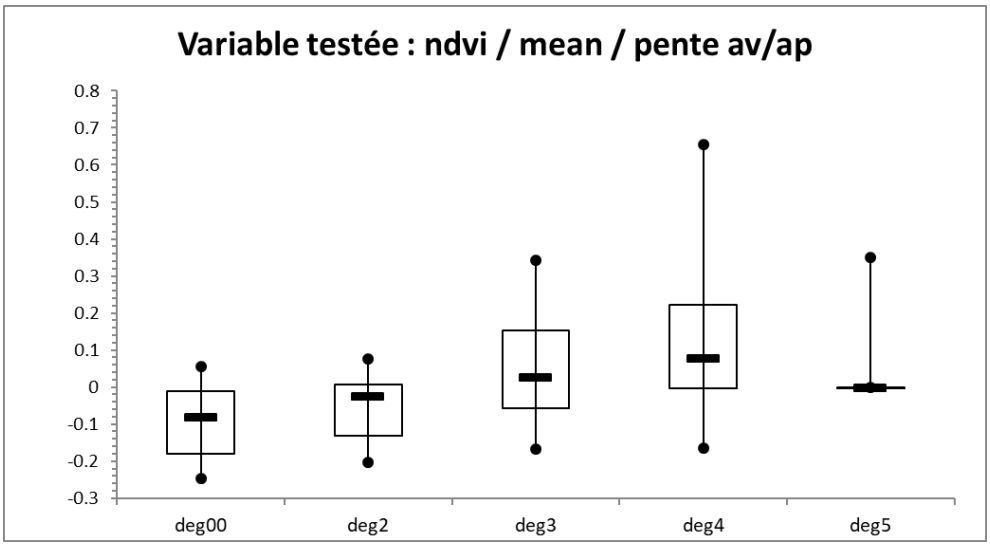
Variable testée : ib / st-dev / err relative (moyennée) au seuil bilatéral = 0.05					
	aucun aléa	érosion	dépôt	arrachage	dépôt&arrachage
aucun aléa		0.971	0.248	0.819	0.008
érosion			0.007	0.597	0.004
dépôt				0.137	0.039
arrachage					0.011
dépôt&arrachage					

Figure 4. (1, 2, 3, 4) : Principaux résultats des tests de comparaisons des métriques de télédétection entre parcelles agricoles, avec et sans aléas de ruissellement intense.

La table 4.2 indique la possibilité de distinguer les parcelles contenant les aléas « dépôt », « arrachage » et « dépôt&arrachage » des parcelles sans aléa. Il faut aussi noter qu'avec cette métrique l'aléa « dépôt&arrachage » se distingue de tous les autres type d'aléas. La table 4.3 montre une métrique de l'indice

NDVI qui apporte la même capacité de discrimination que celle de la table 4.2. Cependant elle n'utilise qu'une image avant et une image après l'événement des pluies intenses. Elle semble être plus sensible. La table 4 .4 montre une capacité de l'indice IB à différencier dépôt et arrachage avec une probabilité de 1% de se tromper. Les autres métriques d'intérêt portent sur les indices SAVI et PIDS pour différencier 3 types d'aléas parmi les 4 types identifiés.

On peut se poser la question de l'influence du degré de dommage sur les indices. Ce degré varie de 1 à 5 pour les vignes et les pertes de fonds dans les déclarations de calamités agricoles. La métrique de la moyenne de la pente pour l'indice NDVI semble pouvoir discriminer les proportions de surfaces impactées dans les parcelles agricoles. Cela prend la forme d'une évolution quasi proportionnelle (cf Fig.5), ici croissante de la distribution de la variable, sauf pour le degré 5. Les différences entre échantillons sont toutes significatives (au seuil de 5%) sauf entre les degrés 3 et 4.



Variable testée : ndvi / mean / pente av/ap	au seuil bilatéral = 0.05				
	aucun aléa	deg2	deg3	deg4	deg5
aucun aléa		0.220	0.002	0.000	0.000
deg2			0.050	0.002	0.008
deg3				0.237	0.000
deg4					0.003
deg5					

Figure 5 : Graphique illustrant la pente de la moyenne de l'indice NDVI avant/après évènement en fonction du degré de dégradation (à partir d'images Sentinel-2).

g. Conclusions

Ces premiers résultats sont tout à fait encourageant car ils démontrent la sensibilité des indices et filtres utilisés à différencier, selon les métriques de ces indices, les parcelles déclarées avec un ou plusieurs aléas, des parcelles sans aléa, ou tout du moins non déclarées. Seulement 130 parcelles ont été exploitées dans cette analyse sur les 1119 parcelles qui sont déclarées impactées dans la couverture satellite disponible pour l'événement d'octobre 2018 dans l'Aude. Deux campagnes de terrain ont permis de vérifier des interprétations faites sur images THR et d'affiner la démarche d'analyse.

Bien que plus faiblement résolues spatialement que les images Pléiades, les données Sentinel-2 ont une fréquence de revisite plus élevée, ce qui permet la réalisation des séries temporelles. Néanmoins, la disponibilité de ces données s'est révélée limitée (acquisition d'environ une image par mois dans le meilleur des cas) compte tenu de la présence conséquente de nuage sur la période donnée. A cela s'ajoute la contrainte de sélectionner des images issues d'un même satellite, sans quoi du bruit est introduit dans les données et se répercute sur les séries temporelles. Ici, le choix s'est porté sur des images issues de Sentinel 2A présente en plus grand nombre.

Les images Pléiades ont quant à elles montré l'intérêt de la très haute résolution spatiale qui permet d'identifier les aléas par photo-interprétation. Néanmoins, leur faible résolution spectrale a grandement limité les analyses, notamment dans l'utilisation d'indices spectraux (non présentés ici). De plus, l'absence de bande SWIR (Short-Wave Infrared) représente un fort désavantage dans la détection de l'aléa « dépôt ». A cela s'ajoute l'absence d'images pré-évènement qui a restreint les analyses à un instant donné. Une approche multi-temporelle à partir d'images à très haute résolution spatiale serait grandement bénéfique.

Les filtres morphologiques de type filtre de SOBEL semblent intéressants à exploiter, quelle que soit la résolution spatiale de l'imagerie employée (très haute résolution spatiale et haute résolution spatiale couplée à de la temporalité). Ils nécessiteraient cependant de réaliser une approche au cas par cas, en fonction de l'occupation du sol, afin de comprendre le contexte et ainsi filtrer les fausses alarmes lors de la détection. Par exemple, l'application de masque de végétation permettrait de limiter les zones de recherche des aléas étant donnée l'incapacité de la télédétection spatiale à détecter un signal sous couvert.

Une autre piste émerge qui est celle de l'intelligence artificielle ou réseau de neurones basée sur des méthodes d'apprentissage de types probabiliste. L'objectif est d'automatiser le principe de l'expertise humaine d'où la nécessité d'un très grand nombre de données pour constituer la base d'apprentissage (WikiStat). Largement utilisé, cet outil permet aussi bien de détecter les contours linéaires que curvilignes. Les réseaux de neurones peuvent être utilisés en télédétection dans l'analyse d'images multi-spectrales pour extraire des informations spécifiques, réaliser des classifications et faire de la reconnaissance de forme. Ainsi, l'emploi de filtres morphologiques curvilignes et le recours à l'intelligence artificielle sont deux pistes exploitables dans le cadre d'un projet de recherche.

h. Remerciements

Ces travaux ont bénéficié du soutien du Ministère chargé de l'environnement, de l'énergie et de la mer par décision de subvention n°21367400.

L'accès aux données de télédétection et aux capacités de traitement du CNES et de l'ONERA a fait l'objet d'une convention d'accueil avec IRSTEA (devenu INRAE au °1/01/2020) pour le stage de master de A. Favro qui a servi de support à cette étude de 6 mois. Un accord cadre INRAE-CNES est supposé faciliter la poursuite de ce travail. Une thèse co-financée par le CNES et l'ONERA, avec l'appui demandé de la DGPR pour les missions de terrain, démarre en octobre 2020 pour poursuivre ce premier travail.

i. Références

Deng, Y., Wu, C., Li, M., Chen, R., (2015). RNDSI : A ratio normalized difference soil index for remote sensing of urban/suburban environments [en ligne]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, vol. 39, pp.40-48. (Consulté le : 29/04/2019) Disponible sur : https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0303243415000422

Gao, B.C., (1996). NDWI-A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space [en ligne]. Remote Sensing of Environment, vol. 58, 3, pp.257-266. (Consulté le : 31/07/2019) Disponible sur : https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0034425796000673

Hanane, A., (2012). Estimation des variables biophysiques des cultures et étude de l'effet du chan-gement d'échelle sur leur variabilité spatiale [en ligne]. Mémoire Master : Ressources Re-nouvelables. Chicoutimi : Université du Québec, 128p. (Consulté le : 06/08/2019) Disponible sur : https://constellation.uqac.ca/2523/

Hostache, R., Puech, C., Raclot, D., (2007). Caractérisation spatiale de l'aléa inondation à partir d'images satellites RADAR [en ligne]. Cybergeo : European Journal of Geography. DOI : 10.4000/cybergeo.7722. ISSN: 1278-3366 (Consulté le : 02/08/2019) https://journals.openedition.org/cybergeo/772

Hagolle, O., (2014). Séries Temporelles. CESBIO. Consulté le : 28/03/2019. Disponible sur : http://www.cesbio.ups-tlse.fr/multitemp/?p=2766

Lebouc, L., Payrastre, O., Bourgin, F., (2019). Reconstitution des débits de pointe des crues du 15 octobre 2018 dans le bassin de l'Aude. Convention DGPR-Ifsttar 2018 n°2201132931 du 22 Mai 2018 - Action 7 appui au SCHAPI. [Rapport de recherche] IFSTTAR - Institut Français des Sciences et Technologies des Transports, de l'Aménagement et des Réseaux. 14p. ffhal-02110612f (Consulté le : 05/06/2019) Disponible sur : https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-02110612/document

OTB-Team, CNES, (2018a). OTB CookBook. EdgeExtraction – Edge Feature Extraction. Consulté le : 26/04/2019. https://www.orfeo-toolbox.org/CookBook/Applications/app_EdgeExtraction.html

OTB-Team, CNES, (2018b). OTB CookBook. LineSegmentDetection – Line segment detection. Consulté le : 06/05/2019. https://www.orfeo-toolbox.org/CookBook/Applications/app_LineSegmentDetection.html

Qiu, B., Zhang, K., Tang, Z., Chen, C., Wang, Z., (2017). Developing soil indices based on brightness, darkness, and greenness to improve land surface mapping accuracy. GIScience & Remote Sensing. DOI: 10.1080/15481603.2017.1328758. https://www.researchgate.net/publication/317751461_Developing_soil_indices_based_on_brightness_darkness_and_greenness_to_improve_land_surface_mapping_accuracy

Sepurua, T.K., Dubeb, T. (2018). Understanding the spatial distribution of eroded areas in the former rural homelands of South Africa: Comparative evidence from two new noncommercial multispectral sensors. Int J Appl Earth Obs Geoinformation 69 (2018) 119–132. http://repository.uwc.ac.za/xmlui/handle/10566/3582

II. POSTER : Potentiel de l'imagerie satellitaire à haute résolution pour évaluer et cartographier les dommages causés par le ruissellement intense

Ce travail a été co-réalisé par Arnaud Cerbelaud (CNES, ONERA, INRAE), Axelle Favro (CNES, ONERA, INRAE), Laure Roupioz (ONERA), Gwendoline Blanchet(CNES), Pascal Breil (INRAE), Xavier Briottet† (ONERA), Jean-Marc Delvit (CNES).

j. Contexte et motivations

La validation des méthodes de cartographie du ruissellement intense se fait actuellement sur la base de mesures de terrain et se heurte donc à des biais zonaux ainsi qu'au manque d'observations. Bien que peu exploitées pour le moment, les images satellites très haute résolution spatiale (THR) et haute fréquence disponibles depuis quelques années présentent un fort potentiel pour évaluer et cartographier les dommages causés par le ruissellement intense.

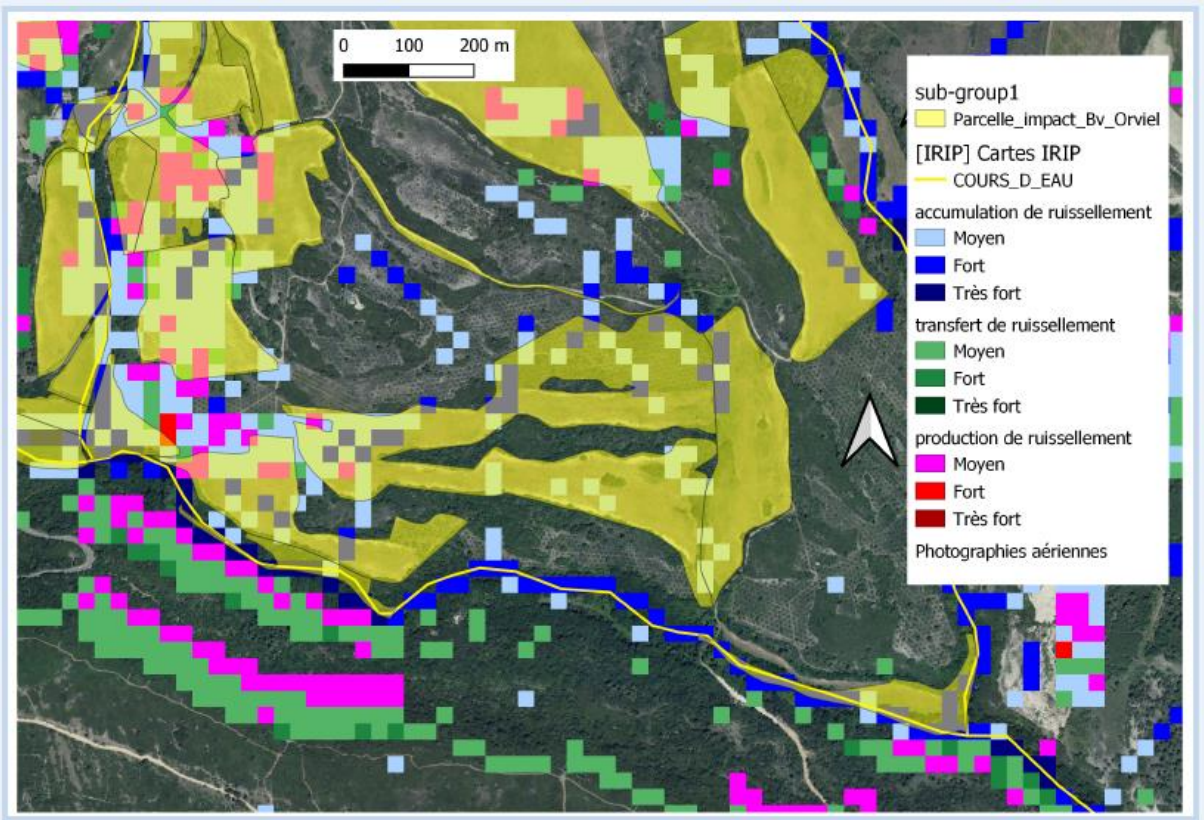


Figure 1: Cartographie du potentiel des aléas liés au ruissellement intense par la méthode IRIP (rouge : production du ruissellement, vert : transfert érosif ; bleu (accumulation eaux et (ou) matériaux) dans le bassin versant de l'Orviel (Aude) et localisation des parcelles déclarées en calamités (jaune) agricole suite aux inondations d'octobre 2018.

La figure 1 montre que les parcelles touchées contiennent pratiquement toute l'une des trois formes d'aléas du ruissellement intense prédites selon la méthode IRIP. Cependant on note que la zone située entre les parcelles déclarées est aussi potentiellement impactée mais n'a pas fait l'objet d'une déclaration. Deux possibilités apparaissent : (i) il n'y a pas eu de dégât ou (ii) l'exploitant n'a pas désiré solliciter son assurance.

Par ailleurs nous voyons dans cette figure 1 que d'autres zones rurales comme les espaces forestiers sont potentiellement touchés. Si la zone n'est pas exploitée, les impacts éventuels ne sont pas « remontés ». Ces deux exemples montrent que l'évaluation des cartographies du ruissellement intense bute sur des informations de terrain à la fois non exhaustives et biaisées, car liées à des activités ou des usages spécifiques.

k. Méthodes et données

La zone d'étude correspond au territoire de l'Aude (11) qui a été frappé par un événement orageux intense le 15 octobre 2018. Les données utilisées sont deux images Pléiades après l'événement (pixel de 0.7m) et sept images Sentinel-2 avant et après l'événement (pixel de 10m). On note que la disponibilité des images Pliéades à très haute résolution est limitée. Elles sont rapatriées au sol lors d'événements catastrophiques (ESA) afin d'évaluer visuellement l'étendue des dégâts. Le reste du temps, les satellites enregistrent les données en mémoire tournante car la quantité d'information est trop importante pour être entièrement stockée ou même transmise au sol systématiquement. Les données Sentinel-2 sont précises mais plus largement disponibles avant et après les événements naturels catastrophiques. Il est ainsi possible de comparer les images avant et après un événement en restant au plus près de la date de l'événement. La moindre résolution rend difficile la détection des aléas linéaires comme les ravines dont la largeur est souvent infra-décamétrique. Les premiers tests portent donc sur les aléas de type accumulation et dépôt et éventuellement production. Ce dernier peut contribuer sur de large zones à transporter des matériaux ligneux, lisser des sols agricoles ou encore coucher des surfaces herbeuses ou des plantes de culture.

A partir de ces données il est classiquement calculé des indices et filtres spectraux, ici sur une zone de 2000 km2.

En ce qui concerne les données d'évaluation, nous avons plus de 1000 demandes d'indemnisation en calamités agricoles. Ces données sont qualifiées de proxy car elles révèlent les conséquences des aléas mais ne sont pas une mesure directe des aléas eux-mêmes. Le géoréférencement d'un sous-échantillon de validation de 130 parcelles agricoles, dont 98 affectées par du ruissellement intense a été constitué. L'innformation sur le degré des dégâts et photo-interprétation du type d'aléa (érosion, dépôt, arrachage) est réalisé à l'aide des données Pléiades. Métriques d'évolution (ex. pente Xav−Xap / Xav+Xap) sur images Sentinel-2 où Xav(ap) désigne une statistique par parcelle avant (après) événement.

Figure 2 : Exemple de trace de ruissellement intense 6 mois après les inondations qui ont frappé l'Aude en 2018. L'échelle donnée par A. Favrot. Cette ravine profonde a entaillé une prairie sur une centaine de mètres jusqu'au cours d'eau du fond de vallée. Le ruissellement s'est formé juste en amont à partir d'une zone de roche qui affleure et d'une route qui a collecté, concentré et redirigé le ruissellement vers un point bas.

I. Résultats et discussion

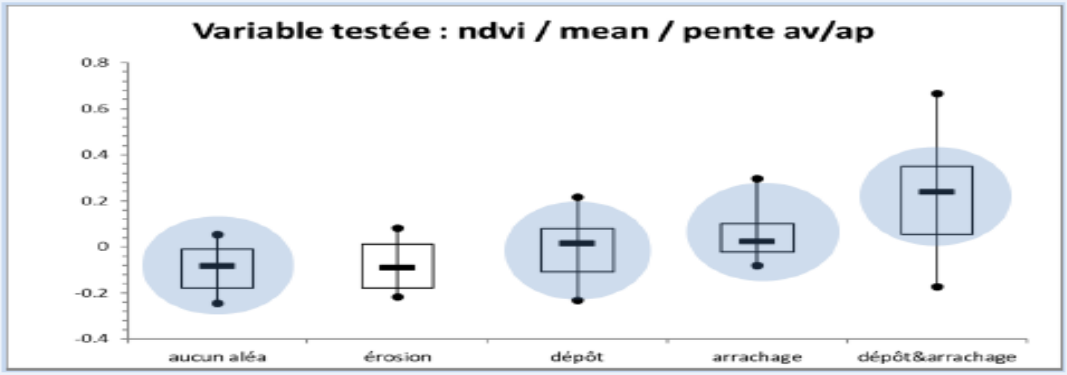
D'après les résultats nous avons la possibilité de distinguer à l'aide du calcul de la pente ou de la différence relative de certains indicateurs comme le NDVI (Normalized difference Vegetation Index) les parcelles contenant les aléas:

- « dépôt », « arrachage » et « dépôt & arrachage » des parcelles sans aléa ;

- « dépôt & arrachage » de tous les autres types d'aléa ;

ainsi que de discriminer les proportions de surface impactées.

Limitations: faible taille de l'échantillon, parcelles endommagées non déclarées, résolution de Sentinel-2, pas d'image Pléiades pré-événement.



Variable testée :ndvi / mean / pente av/ap au seuil bilatéral = 0.05

	aucun aléa	érosion	dépôt	arrachage	dépôt&arrachage
aucun aléa		0,476	0,013	0,000	0,000
érosion			0,005	0,000	0,000
dépôt				0,233	0,010
arrachage					0,031
dépôt&arrachage					

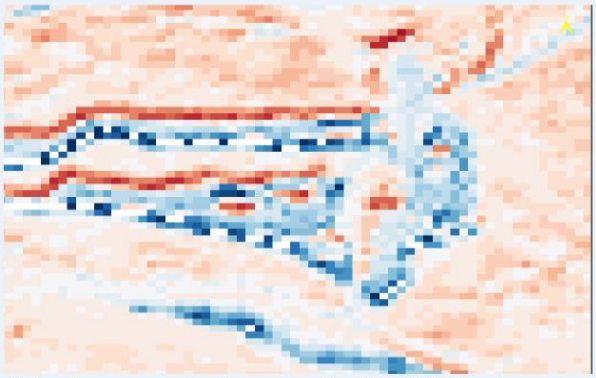
Figure: Distribution de la pente de la moyenne de l'indice NDVI par parcelle selon les différents types d'aléa (images Sentinel-2) et table de test Wilcoxon-Mann-Withney

Possibilité de distinguer à l'aide du calcul de la pente ou de la différence relative de certains indicateurs comme le NDVI (*Normalized difference Vegetation Index*) les parcelles contenant les aléas:

- « dépôt », « arrachage » et « dépôt & arrachage » des parcelles sans aléa
- « dépôt & arrachage » de tous les autres types d'aléa

ainsi que de discriminer les proportions de surface impactées.

(a) Parcelles affectées par l'aléa érosion. Pléiades: vraies couleurs



(b) Sentinel-2: Pente du NDVI (valeurs positives en bleu, négatives en rouge)

m. Conclusion et perspectives

Ces premiers résultats sont tout à fait encourageants car ils démontrent le potentiel des indices et filtres spectraux dérivés des données multitemporelles. Sentinel-2 à détecter la présence d'aléas sur les parcelles agricoles déclarées. Ils confirment l'importance de combiner information spectrale, temporelle et contextuelle. Ces résultats préliminaires ont ouvert la voie à un travail de thèse co-piloté par le CNES, l'ONERA et l'INRAE sur le développement de nouvelles méthodes de détection multitemporelles ainsi que sur l'intelligence artificielle, dans le but également de les étendre à d'autres régions.

n. Références et remerciements

1] Zhang K. Tang Z. Chen C. Wang Z. Qiu, B., "Developing soil indices based on brightness, darkness, and greenness to improve land surface mapping accuracy," GIScience and Remote Sensing, vol. 54, pp.

759–777, May 2017.

[2] Dubeb T. Sepurua, T.K., "Understanding the spatial distribution of eroded areas in the former rural homelands of south africa: Comparative evidence from two new noncommercial multispectral sensors,"

International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, vol. 69, pp. 119–132, March 2018.

Ces travaux ont bénéficié du soutien du Ministère chargé de l'environnement, de l'énergie et de la mer par décision de subvention n°21367400.

III. Article long publié dans la Houille Blanche

Cet article est téléchargeable sur le lien suivant

https://www.shf-lhb.org/articles/lhb/abs/2020/06/lhb200101/lhb200101.html

La Houille Blanche 2020, 6, 66–74
© SHF, 2021
https://doi.org/10.1051/lhb/2020059

Disponible en ligne :
www.shf-lhb.org

ARTICLE DE RECHERCHE / RESEARCH ARTICLE

Potentiel de l'imagerie optique satellitaire à haute résolution pour détecter les dommages engendrés par des épisodes pluvieux extrêmes☆

Arnaud Cerbelaud[1,2,3,4,*], Axelle Favro[4], Laure Roupioz[2], Gwendoline Blanchet[3], Xavier Briottet[2], Jean-Marc Delvit[3] et Pascal Breil[4]

[1] Université Fédérale de Toulouse Midi-Pyrénées, 41 Allée Jules Guesde, 31000 Toulouse, France
[2] ONERA, Optique et techniques associées (DOTA), 2 Avenue Edouard Belin, 31000 Toulouse, France
[3] Centre National d'Etudes Spatiales (CNES), Labo OT, 18 Avenue Edouard Belin, 31400 Toulouse, France
[4] Institut National de Recherche pour l'Agriculture, l'Alimentation et l'Environnement (INRAE), UR RIVERLY, 5 Rue de la Doua, 69100 Villeurbanne, France

Reçu le 16 novembre 2020 / Accepté le 23 décembre 2020

Résumé – De nombreuses données satellites peuvent aujourd'hui être combinées afin de couvrir des surfaces très importantes avec une très haute résolution spatiale (THR) ainsi qu'une haute fréquence de revisite. Le potentiel de ces images pour évaluer et cartographier les dommages engendrés par des pluies extrêmes, en particulier ceux causés par le ruissellement pluvial, a été jusqu'à présent peu étudié. Cette étude propose une méthode pour détecter de la manière la plus exhaustive possible ces dommages à partir de données satellitaires THR et HR acquises au plus près, avant et après, d'un événement de pluie intense. Pour ce faire, nous avons utilisé des images Pléiades (0,7 m) et *Sentinel-2* (10 m) acquises au-dessus de la région de l'Aude (France), fortement touchée par des intempéries le 15 octobre 2018. Notre intérêt a porté sur les zones agricoles qui ont fait l'objet de 1119 demandes d'indemnisation en calamités agricoles pour cet événement. Plusieurs indices et filtres spectraux ont été appliqués sur un échantillon d'images *Sentinel-2* sélectionnées avant et après l'épisode orageux. Ce travail exploratoire révèle que certains types de dommages agricoles sont bien détectés alors que d'autres, même clairement visibles sur les images Pléiades, sont plus difficiles à distinguer avec les indices et filtres sélectionnés sur les images *Sentinel-2*. Il démontre également le potentiel de ces méthodes pour discriminer les différents degrés de dégâts relevés sur les parcelles agricoles. Cette étude confirme l'importance de combiner information spectrale, temporelle et contextuelle pour détecter à l'aide de l'imagerie optique les dommages engendrés par des pluies extrêmes, en particulier ceux causés par le ruissellement pluvial. Ces travaux préliminaires ouvrent la voie au développement de nouvelles méthodes de détection, l'utilisation de nouveaux indices ainsi que sur l'intelligence artificielle.

Mots clés : télédétection / ruissellement pluvial / dégât / érosion / dépôt / arrachage

Abstract – Potential of high resolution satellite optical imagery to detect damages following extreme rainfall events. Combination of numerous satellite data has lately become available to cover large areas with very high spatial resolution (VHR) and high revisit frequency. Little studies have yet made use of these images to assess and map damages following an extreme rainfall event, in particular those caused by rainwater runoff. We therefore investigate a specific approach to detect these damages as exhaustively as possible from VHR and HR satellite data acquired as closely as possible before and after an intense rainfall event. To do so, we used Pléiades (0.7 m) and *Sentinel-2* (10 m) images taken over the Aude region (France) which was heavily affected by a severe storm on October 15th, 2018. We chose to focus on agricultural lands as 1119 claims for agricultural disaster were registered and certified following this event. Post-event VHR Pléiades images were used to identify claimed damages over a subset of agricultural plots as well as to determine contextual information such as the type of damage (erosion, deposit, uprooting). Several indices and spectral filters were then applied to the selected areas from pre and post-event *Sentinel-2* images.

☆ Colloque SHF : « Ruissellement, Lyon 30 nov–2 déc 2020 ».

*Correspondance : arnaud.cerbelaud@onera.fr ; arnaud.cerbelaud@cnes.fr

This exploratory work reveals that certain types of agricultural damage are well detected while others, albeit clearly visible on Pleiades images, are harder to identify with the selected indices and filters on *Sentinel-2* images. It also shows the potential of this approach to discriminate the extent of damage that was declared over agricultural areas. This study emphasizes how relevant the use of combined spectral, temporal and contextual information is to detect damages following an extreme rainfall event, in particular those caused by rainwater runoff, thanks to optical imagery, as spectral knowledge alone does not appear to be sufficient. This preliminary work paves the way for further work based on the development of more advanced change detection methods, clues and filters as well as artificial intelligence.

Keywords: remote sensing / rainwater runoff / damage / erosion / deposit / uprooting

1 Introduction

Le ruissellement intense pluvial représente un problème environnemental et sociétal majeur. D'après la base de données des catastrophes naturelles (1982 à nos jours), les inondations par ruissellement intense représentent en France la moitié des dégâts liés aux inondations qui elles couvrent environ 85 % des déclarations (Breil *et al.*, 2016). Celles-ci interviennent dans des conditions météorologiques (précipitations d'une intensité, fréquence et/ou durée inédites) et des circonstances (caractéristiques pédologiques, occupation des sols, topographie) spécifiques suite au dépassement de la capacité d'infiltration du sol (ruissellement hortonien) ou sur surface saturée. Cependant, et à la différence des inondations par débordement des cours d'eau principaux, il existe peu de données de validation des modèles de prédiction des zones où le ruissellement d'eaux de pluie est le plus susceptible de se produire. Depuis 2010, l'IRSTEA[1] développe un modèle de score pour cartographier les risques pouvant être liés au ruissellement intense (érosion, coulées de boue, dépôts) en utilisant la méthode IRIP[2] ©. L'évaluation de ces cartes est actuellement réalisée sur la base d'observations de terrain telles que les déclarations individuelles de catastrophes naturelles, de calamités agricoles ou encore les données d'incidents sur les réseaux linéaires (DDTM[3], SNCF[4]) (Lagadec *et al.*, 2016; Braud *et al.*, 2020). Cependant, ces données ou déclarations peuvent être le résultat d'autres phénomènes physiques et ne concernent pour l'essentiel que des zones à enjeux économiques (dommages aux biens, aux personnes). Elles ne fournissent donc qu'une vue partielle des zones réellement touchées. La validation des cartes de prédiction des risques pouvant être liés au ruissellement intense est donc biaisée par un manque de données sur les zones à faible enjeu, sans compter que le système déclaratif n'est pas systématiquement utilisé pour de multiples raisons.

Ces dernières années, la montée en puissance de l'imagerie satellite à haute résolution (HR) et haute fréquence (HF) dans les longueurs d'onde du visible et du proche infrarouge met à disposition de la communauté scientifique de nouveaux moyens d'investigations des phénomènes à la surface. C'est notamment le cas de la famille de satellites *Sentinel* du programme *Copernicus* de l'ESA[5]. La détection des dommages engendrés par des pluies intenses est donc devenue abordable du fait des fréquences de revisite et de la finesse de résolution disponibles (acquisition tous les 5 jours environ avec une résolution de 10 m pour *Sentinel-2*) depuis quelques années seulement. L'utilisation de données satellites Pléiades à très haute résolution spatiale (THR, 0,7 m) et à potentiellement haute fréquence temporelle (de 1 à quelques jours mais requérant une programmation dédiée), couvrant des aires de 400 km^2, offre encore davantage de perspectives pour inventorier les possibles conséquences du ruissellement pluvial et l'érosion après un événement météorologique majeur.

Toutefois, peu nombreuses sont les études menées sur la détection des conséquences de pluies extrêmes par la télédétection. Le phénomène de ruissellement étant mal connu, c'est souvent les débordements et crues à proximité directe des cours d'eau (Hostache *et al.*, 2007) ou encore l'érosion à grande échelle (Dwivedi *et al.*, 1997; Begueria, 2006; Sepuru et Dube, 2018) et les glissements de terrain (Danneels et Havenith, 2007; Mwaniki *et al.*, 2015) que l'on cherche à détecter avec ce type d'image. Les dépôts et coulées de boue, potentielles manifestations du ruissellement pluvial intense, ne sont mentionnés que de manière très succincte dans la littérature associée. Ce type de données satellite est davantage utilisé pour mettre en place des méthodes de classification afin de caractériser l'occupation des sols. En particulier, les cartes OSO d'occupation des sols de la France sont produites depuis quelques années à partir d'images *Sentinel-2* par le CES[6] du même nom. Il ressort par ailleurs de l'état de l'art une utilisation majoritaire d'images Landsat (Landsat 4/5 TM et 7 ETM+ avec une résolution de 30 m), SPOT dans une moindre mesure, pour la détection des aléas pouvant résulter de ruissellement pluvial ainsi que pour l'estimation d'écoulements de surface (Babita et Sailesh, 2011).

L'utilisation d'indices spectraux développés pour le suivi des sols et particulièrement de la végétation tels que le NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*), le NDWI (*Normalized Difference Water Index* (Gao, 1996)), l'IB (Indice de Brillance), le SAVI (*Soil Adjusted Vegetation Index*, (Qiu *et al.*, 2017)) ou encore le PIDS (*Product Index for Dark Soil* (Qiu *et al.*, 2017)), calculables à partir de bandes spectrales entre le visible et l'infrarouge proche (NIR[7] et SWIR[8]), donne des résultats très intéressants. Les cas d'étude sont cependant souvent assez limités dans l'espace (quelques centaines de km^2) et dans le temps (utilisation d'une seule image) (Danneels

[1] IRSTEA : Institut national de recherche en sciences et technologies pour l'environnement et l'agriculture.
[2] IRIP : Indicateur de Ruissellement Intense Pluvial.
[3] DDTM : Direction Départementale des Territoires et de la Mer.
[4] SNCF : Société nationale des chemins de fer français.
[5] ESA : *European Space Agency.*
[6] CES : Centre d'Expertise Scientifique par l'intermédiaire du CESBIO (Centre d'études spatiales de la biosphère).
[7] NIR : *Near Infrared* (0,85 µm).
[8] SWIR : *Shortwave Infrared* (entre 1,0 et 2,5 µm).

et Havenith, 2007). Néanmoins, en utilisant deux images Landsat TM à 3 ans d'intervalle, Dhakal *et al.* (2002) ont réussi à implémenter plusieurs méthodes de détection de zones affectées par des inondations et des phénomènes d'érosion causés par des pluies intenses. Sans mettre à profit d'indices spectraux prédéfinis et avec une résolution moyenne, cette étude a déjà montré le potentiel de l'utilisation de données spectrales multi-temporelles dans la détection d'aléas liés à des épisodes pluvieux extrêmes.

La haute résolution spatiale et temporelle de l'imageur multi-spectral MSI des satellites *Sentinel-2* associée à la très haute résolution spatiale du radiomètre de Pléiades ainsi qu'à la disponibilité de données terrain pour la validation et la classification des images représentent un nouvel atout considérable. L'originalité de ce travail repose donc sur la combinaison d'informations spectrale et contextuelle avec des données à hautes résolutions spatiale et temporelle afin de détecter des dommages causés par des pluies intenses. Le présent article reste toutefois encore exploratoire dans (i) son utilisation de l'ensemble des données disponibles, (ii) la mise en place de méthodes de détection, (iii) l'hypothèse que les informations satellites sont en capacité de révéler les marques au sol, sous des formes variées, du ruissellement pluvial. Après avoir présenté la zone d'étude, les jeux de données ainsi que les indices utilisés, les résultats sont interprétés puis mis en perspective dans le cadre de futurs travaux de télédétection pour l'évaluation des aléas engendrés par des pluies extrêmes.

2 Matériels et méthodes

Pour évaluer cette hypothèse, un échantillon de parcelles agricoles ayant fait l'objet de déclaration en calamités agricoles (« vérités terrain ») à la suite d'inondations par ruissellement a été photo-interprété à l'aide d'images Pléiades *post* événement afin d'identifier les dégâts et de déterminer leur nature. Ces données ont ensuite été confrontées à l'évolution temporelle de différents indices et filtres spectraux calculés à partir de données *Sentinel-2* acquises le plus près possible avant et après l'épisode.

2.1 Zone d'étude et vérités terrain

Le 15 octobre 2018, le département de l'Aude (France) a été touché par des précipitations particulièrement intenses sur une courte durée. Selon Météo-France, plus de 300 mm de pluie ont été enregistrés près de Carcassonne, dont environ 200 mm en seulement 6 h (Lebouc *et al.*, 2019). Etant donné l'état de saturation des sols, ces pluies ont engendré d'importantes crues, à la fois par débordement et par ruissellement intense, laissant des marques bien visibles sur le paysage. 204 communes ont été déclarées sinistrées par les inondations. Environ 900 dossiers de déclarations de calamités agricoles ont été constitués[9]. Ceux-ci sont déposés en cas de perte de production agricole occasionnée par des évènements météorologiques d'importance exceptionnelle. Pour cela, il est demandé de remplir les numéros de parcelles endommagées ainsi que le degré de dégâts, de 1 à 5, grâce à l'appui d'un

Fig. 1. Zone d'étude dans le département de l'Aude. Source : l-itinéraire.

expert. Ce degré correspond au pourcentage de surface impactée, le degré 1 correspondant à moins de 10 % et le degré 5 à plus de 90 % en moyenne. En tout 1359 parcelles[10] ont fait l'objet d'une déclaration de calamité agricole. Cette étude exploratoire se concentre sur un sous échantillon de 115 parcelles impactées, géoréférencées dans une zone de 1140 km^2 (Fig. 1) située dans l'emprise de deux images Pléiades. L'image acquise le plus tôt après l'événement, le 3 novembre 2018, a été photo-interprétée pour ne sélectionner que les parcelles avec un dégât clairement identifiable, sur quelques communes impactées, et déterminer leur nature (Fig. 2). Ainsi, quatre types de dégâts ont été retenus : *« érosion »* : 37 parcelles ; *« dépôt »* : 31 parcelles ; *« arrachage »* : 26 parcelles ; *« dépôt et arrachage »* : 21 parcelles. Enfin, étant donné le fort impact des intempéries sur la totalité du territoire (y.c. hors déclarations), 35 parcelles de nature comparable mais non impactées (degré 0) ont été choisies *via* photo-interprétation dans les mêmes zones sinistrées pour ajout à l'échantillon. La répartition au sein de chaque type de dégât des degrés renseignés dans les déclarations de calamités agricoles est détaillée dans la figure 3.

2.2 Produits satellites et photo-interprétation

Ces travaux se sont appuyés sur deux images Pléiades (produit ortho-rectifié et corrigé des effets d'inclinaison et de pente) datées du 03/11/2018 et du 22/02/2019, ainsi que sept images *Sentinel-2* (satellite *Sentinel-2A*, niveau de traitement 2A : données ortho-rectifiées en réflectance de surface FRE[11] après correction atmosphérique, avec un masque de nuage[12] – tuiles : T31TDH). Les spécificités des deux capteurs dans le visible et le proche infrarouge ainsi que les dates d'acquisition sont décrites dans le tableau 1.

Les trois types d'aléas identifiés par photo-interprétation sur l'image Pléiades de novembre 2018 se distinguent de la manière suivante :

[9] Source : Boyer B. DDTM11 – Unité Investissement et Développement Rural.

[10] Dont 1119 situées dans l'emprise des images Pléiades disponibles.

[11] FRE : *Flat REflectance*. Données ayant subi une correction supplémentaire qui prend en compte les effets de pente.

[12] Source : Théia, (Hagolle, 2014).

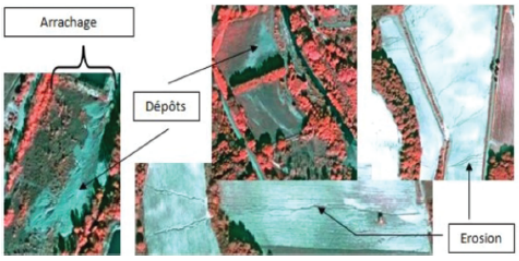


Fig. 2. Types d'aléa identifiés par photo-interprétation à partir d'image Pléiades (novembre 2018) au sein de parcelles déclarées endommagées. Composition colorée : R : Proche infrarouge ; G : Rouge ; B : vert. Permet de mettre en évidence la végétation dense qui apparaît en rouge (forte réflectance dans le proche infrarouge).

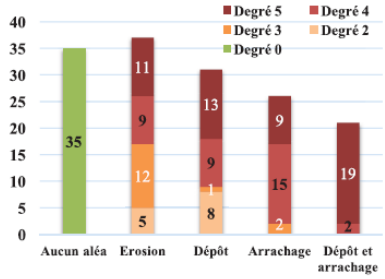


Fig. 3. Répartition de l'échantillon de parcelles déclarées en fonction du degré (déclaré) et du type de dégât (photo-interprété).

Tableau 1. Caractéristiques techniques des imageurs des satellites Pléiades et *Sentinel-2* dans le visible et le proche infrarouge (« NIR »).

	Images utilisées pour cette étude	Bandes spectrales**	Résolution spatiale	Fréquence de revisite	Détail des acquisitions
Pléiades 1A et 1B	Post événement 03/11/2018 22/02/2019	Panchromatique : 470–830 nm Bleu (B0) : 430–550 nm Vert (B1) : 500–620 nm Rouge (B2) : 590–710 nm « NIR » Proche infrarouge (B3) : 740–940 nm	0,5 m en panchromatique* 2 m en multispectral*	Programmable. Potentiellement journalière	Catalogue d'images disponibles auprès de la communauté scientifique
Sentinel-2 2A et 2B	Pré événement 27/07/2018 16/08/2018 25/09/2018 05/10/2018 Post événement 25/10/2018 24/11/2018 03/01/2019	Bleu (B2) : 460–530 nm Vert (B3) : 540–580 nm Rouge (B4) : 650–680 nm « NIR » (B8) : 780–890 nm	10 m pour les bandes 2, 3, 4 et 8	Environ 5 jours	Ensemble du globe. Gratuit

* : Après rééchantillonnage au sol ; ** : Valeurs arrondies. De faibles variations dans les longueurs d'onde centrales ainsi que dans la bande passante des satellites A et B peuvent être présentes. (Source : Théia, ESA).

– « *érosion* » : grandes rigoles (ravines) creusant le sol de surface principalement visible sur parcelles agricoles en sol nu ;
– « *dépôt* » : de boue ou de sédiments, en aval de zone d'érosion et parfois de plusieurs mètres d'épaisseur, visible sous forme de traînées blanches ;
– « *arrachage* » : zone dépourvue de végétation suite à un arrachage par le courant et les coulées de boue.

2.3 Indices, filtres spectraux et statistiques zonales

La capacité de différents indices proposés dans la littérature (NDVI, NDWI, IB, SAVI ou encore PIDS) à détecter chacun des types d'aléas a été testée sur la zone d'étude à partir des données *Sentinel-2*. Le filtre Sobel a également été testé dans cet objectif. Contrairement aux indices mettant en avant les variations entre différentes bandes spectrales, le filtre Sobel s'appuie sur les variations spatiales pour détecter les contours des éléments de l'image. La formulation, l'utilisation ainsi que l'interprétation de ces indicateurs sont présentées dans le tableau 2.

Afin de déterminer la capacité de chacun des indices à détecter et discriminer les différents aléas identifiés ainsi que les degrés de dégât renseignés, la différence relative entre les images *Sentinel-2* du 05/10/2018 (t_1, soit 10 jours avant les inondations) et du 25/10/2018 (t_2, soit 10 jours après) a été calculée[13]. La figure 4 illustre la pertinence des cartes générées comme la variation du NDVI sur les différents types d'aléas en

[13] Ces deux images sont les plus proches avant et après les intempéries du 15 octobre 2018 présentant une couverture nuageuse inexistante sur l'ensemble des 150 parcelles agricoles étudiées.

Tableau 2. Présentation des indices et filtres spectraux exploités dans cette étude.

Indices	Calcul	Utilisation	Interprétation
NDVI : Normalized Difference Vegetation Index	$\frac{PIR^{(1)} - R^{(2)}}{PIR + R}$	Présence et état de santé de la végétation	$-1 < \text{NDVI} < 1$ $\text{NDVI} < 0$: nuage, neige, eau $0 < \text{NDVI} < 0{,}3$: sol nu $\text{NDVI} > 0{,}3$: végétation de plus en plus dense
NDWI : Normalized Difference Water Index	$\frac{V^{(3)} - PIR}{V + PIR}$	Contenu en eau de la végétation	$-1 < \text{NDWI} < 1$ $\text{NDWI} < 0$: végétation $0 < \text{NDWI} < 0{,}5$: végétation sèche, bâti, sol nu $\text{NDWI} > 0{,}5$: eau
IB : Indice de Brillance	$\sqrt{PIR^2 + R^2}$	Brillance du sol en lien avec l'humidité, la rugosité, le couvert végétal des sols	IB faible : bâti, sol sec IB élevé : eau, sol humide
SAVI : Soil Adjusted Vegetation Index	$\frac{(PIR - R)(1 + L^{(4)})}{PIR + R + L}$	Corrige la variabilité de brillance des différents types de sol dans l'indice NDVI	$-1 < \text{SAVI} < 1$ Même interprétation que le NDVI mais évite d'associer de fortes valeurs à certains sols pourtant peu végétalisés
PIDS : Product Index for Dark Soil	$TC1^{(5)} \cdot NDVI$	Distinction des sols foncés parmi un large éventail de couvertures terrestres	Une valeur élevée indique une couverture végétale ou des sols clairs, une valeur faible un sol nu foncé ou de l'eau
		Filtres	
Sobel	Gradient d'intensité entre pixels voisins	Détection des contours d'une image	

(1) PIR : proche infrarouge (bande 8 de *Sentinel-2*).
(2) R : rouge (bande 4 de *Sentinel-2*).
(3) V : vert (bande 3 de *Sentinel-2*).
(4) L = 0,5 : facteur de correction de la brillance des sols compris entre 0 et 1. SAVI = NDVI pour L = 0. Plus la région étudiée est densément végétalisée, plus il est conseillé de choisir une valeur élevée pour L.
(5) TC1 : *First Tasseled Cap Transformation*. Première composante de la projection orthogonale TCT caractérisant la brillance des sols (*The IDB Project*, 2011–2019).
(Qiu *et al.*, 2017) ; (Gao, 1996) ; (OTB-Team, CNES, 2018) ; (Deng *et al.*, 2015).

comparaison aux images Pléiades en « vraies couleurs » où les dommages sont visibles. Le calcul de la différence relative DR_{ij}^k entre les dates t_1 et t_2 pour le pixel (i,j) et l'indice spectral k correspond à la formule suivante :

$$DR_{ij}^k = \frac{BV_{ij}^k(t_1) - BV_{ij}^k(t_2)}{BV_{ij}^k(t_1) + BV_{ij}^k(t_2)}, \quad (1)$$

où $BV_{ij}^k(t_1)$ désigne la valeur de l'indice k pour le pixel (i,j) à la première date t_1.

Pour cette étude exploratoire, un ensemble de métriques statistiques a ensuite été évalué sur l'échantillon test de 150 parcelles. La moyenne, la médiane, l'écart-type, le minimum et le maximum des valeurs de la différence relative par pixel DR_{ij}^k contenus dans chaque parcelle ont été calculés afin de comparer une à une les distributions associées aux zones endommagées et sans aléa.

Afin de déterminer le potentiel de chaque indicateur et de chaque métrique statistique à distinguer deux à deux les groupes de parcelles constitués, le test non-paramétrique de *Wilcoxon-Mann-Whitney* (WMW) a été utilisé. Celui-ci a été préféré à un autre test, celui du *t* de *Student*, en raison de la faible taille des échantillons pour cette étude préliminaire et l'absence d'hypothèse sur la distribution gaussienne des observations. Le test de WMW est un test non-paramétrique sur les rangs consistant à tester l'hypothèse nulle d'« égalité » entre deux distributions en comparant les médianes des deux échantillons. Couramment, il est admis que pour des *p-values*[14] inférieures à 5 %, l'hypothèse nulle d'« égalité » des distributions peut être rejetée. Il est ainsi possible d'évaluer la capacité d'une métrique statistique de la différence relative d'un indice

[14] La *p-value* est la probabilité sous l'hypothèse nulle d'obtenir une statistique aussi extrême que sur l'échantillon observé.

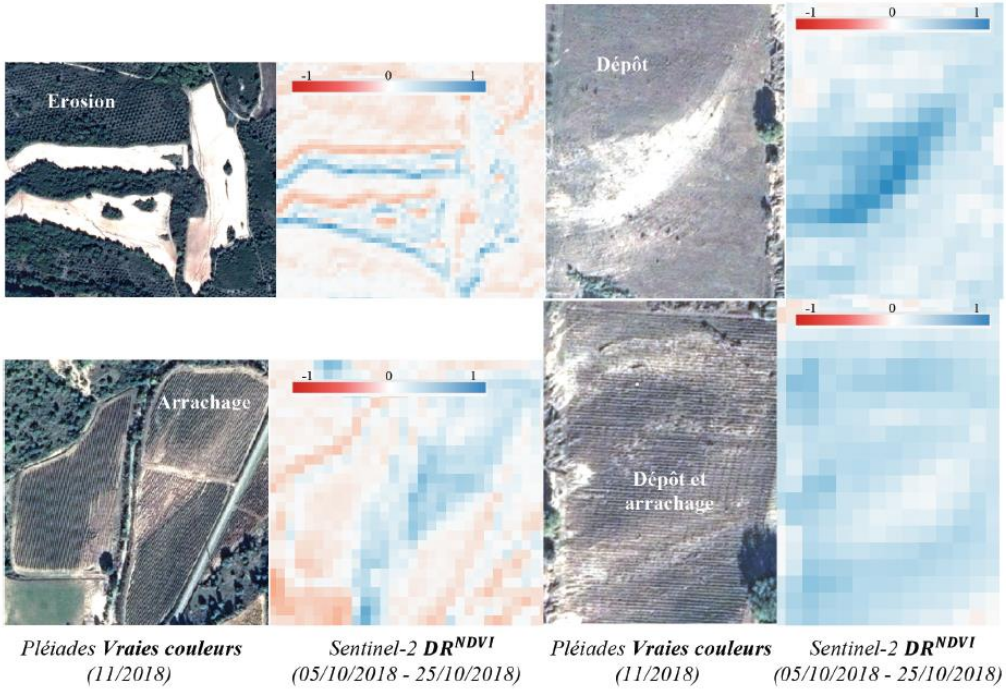


Fig. 4. Parcelles endommagées par l'aléa érosion (haut, gauche), dépôt (haut, droite), arrachage (bas, gauche) et dépôt et arrachage (bas, droite).

spectral spécifique à différencier une parcelle avec aléa d'une parcelle sans aléa mais aussi à distinguer des types d'aléas entre eux le cas échéant.

3 Résultats et interprétations

Parmi l'ensemble des indices spectraux testés, l'IB semble être le moins adapté pour distinguer les parcelles sans aléa des parcelles avec aléa. Si le NDVI et le NDWI présentent de manière très similaire une bonne capacité à discriminer les sous-échantillons entre eux, tout comme le PIDS, c'est le SAVI qui fournit globalement les meilleurs résultats. La figure 5 illustre notamment les distributions des métriques « moyenne » et « maximum » par parcelle de la variation du SAVI sur l'ensemble des 150 parcelles étudiées. Les matrices du tableau 3 détaillent pour chaque métrique statistique, avec un code couleur faisant le lien entre les figures et les tables, les *p-values* issues des tests de WMW réalisés sur les distributions spécifiques à chaque aléa ou degré deux à deux. Les moyennes et maximum ont été rassemblés dans les mêmes matrices pour des raisons pratiques. Les valeurs en rouge indiquent que l'hypothèse nulle d'« égalité » des distributions peut être rejetée au seuil de 5 %.

Ainsi, seuls les aléas arrachage et dépôt ne peuvent être distingués deux à deux sur ce jeu de données. L'influence du degré de dommage sur la variation du SAVI est également visible, dans la forme d'une évolution quasi proportionnelle, croissante, de la médiane de la distribution de la moyenne et du maximum de la variable, sauf pour le degré 3. Nous trouvons que seules les parcelles ayant un degré 2 et celles ayant un degré 4 de dommages déclarées ne peuvent être discriminées par les deux métriques présentées. Cela pourrait s'expliquer par une source de variabilité différente (distincte du type ou du degré de dommage) entre les échantillons. En outre, l'écart-type par parcelle de la différence relative de l'ensemble des indices spectraux testés pourrait aussi contribuer à distinguer les parcelles endommagées, tous aléas et degrés confondus, des parcelles sans aléa (non montré ici).

Enfin, l'application du filtre Sobel sur les images *Sentinel-2 post* événement a permis de mettre en avant quelques pics sur les profils spatiaux des zones érodées mais, de par la résolution trop faible, la présence d'un aléa si finement marqué n'a pu être spécifiquement détectée. En revanche, l'analyse visuelle du filtrage sur les images Pléiades a montré une détection claire des contours des ravines. Avec une résolution submétrique, le filtre a également détecté les nombreuses irrégularités de la surface dues à une occupation des sols hétérogène et aux caractéristiques particulières du terrain. L'utilisation seule de ce filtre apparaît donc limitée à ce stade.

Sur la totalité du territoire étudié (1140 km^2), la variation relative des indices NDVI, NDWI ou encore SAVI est en moyenne plutôt négative (SAVI autour de −0,05), indiquant une hausse de ces indices et donc une modification de la réflectance de certaines bandes spectrales impliquées (rouge et proche infrarouge pour le NDVI et le SAVI). Cela s'explique par des changements de conditions à la surface (rugosité,

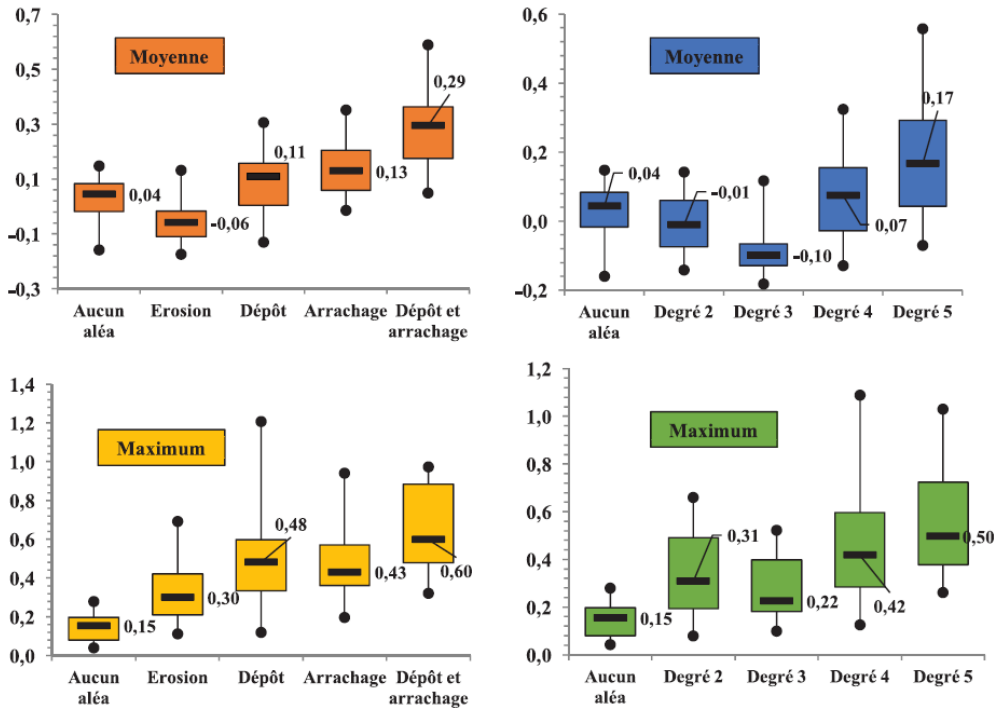


Fig. 5. Distributions d'échantillon de la moyenne / du maximum (haut / bas) de DR^{SAVI} par parcelle selon les différents types d'aléas / degrés de dégât (gauche / droite) (Images *Sentinel-2*).

Tableau 3. Test de WMW sur les distributions de la moyenne / du maximum (triangle haut / triangle bas) de DR^{SAVI} par parcelle (Images *Sentinel-2*).

P-values	Aucun aléa	Erosion	Dépôt	Arrachage	Dépôt et arrachage
Aucun aléa		0,000	0,029	0,000	0,000
Erosion	0,000		0,000	0,000	0,000
Dépôt	0,000	0,001		0,132	0,000
Arrachage	0,000	0,002	0,689		0,004
Dépôt et arrachage	0,000	0,000	0,088	0,054	

P-values	Aucun aléa	Degré 2	Degré 3	Degré 4	Degré 5
Aucun aléa		0,313	0,002	0,140	0,000
Degré 2	0,000		0,036	0,097	0,001
Degré 3	0,001	0,279		0,001	0,000
Degré 4	0,000	0,281	0,016		0,014
Degré 5	0,000	0,013	0,000	0,075	

texture, humidité) liés aux fortes précipitations ayant touché la région le 15 octobre 2018.

Pour l'ensemble des indices spectraux, les distributions des différentes métriques de la différence relative associée aux parcelles sans aléa présentent en majorité, logiquement, une faible variabilité et des valeurs absolues assez faibles. Les aléas dépôt, arrachage ainsi que dépôt et arrachage se démarquent en présentant des variations relatives principalement positives pour ces 3 indices, indiquant une baisse suite au passage des intempéries. Cela correspond bien à une détérioration de la végétation et à la présence de sols dénudés en conséquence du ruissellement intense. Pour l'aléa érosion, les valeurs sont plus faibles et en moyenne négatives. Cela peut s'expliquer en grande partie par la faible dimension des ravines

(largeur de l'ordre de quelques mètres) et donc la très faible proportion que représente ce type de dégât comparativement à la taille des parcelles affectées, pour le reste non endommagé. De plus, l'érosion intervient souvent sur terrain relativement nu et n'affecte donc pas la présence de végétation, principal responsable des variations de NDVI, NDWI et SAVI.

La croissance des métriques associées à la différence relative en fonction de la proportion de surface impactée (degré de dégât) atteste également de la pertinence de l'approche choisie et de la qualité des données déclaratives, malgré quelques contradictions. Etant donné la faible taille de l'échantillon et la surreprésentation de l'aléa érosion au sein des parcelles déclarées en degré 3 (12/15), il est toutefois logique que les valeurs de la variation relative soient en moyenne négatives pour ce degré. L'élargissement de l'échantillon de parcelles déclarées pourrait résoudre cette incohérence.

4 Conclusions et perspectives

Ce travail exploratoire est basé sur un échantillon réduit de 150 parcelles agricoles situées dans l'emprise de deux images Pléiades acquises au-dessus du département de l'Aude après les fortes intempéries du 15 octobre 2018 ayant mené à des inondations par débordement et par ruissellement pluvial intense. Il est montré que les distributions de certaines métriques statistiques de la différence relative de plusieurs indices spectraux, calculées par parcelle entre le 5 et le 25 octobre sur des données *Sentinel-2*, sont significativement différentes entre parcelles déclarées endommagées par les inondations et parcelles sans aléa, ou tout du moins non déclarées. Cela laisse ainsi entrevoir le développement de méthodes de détection à partir de ce type d'indicateurs. La proportion de surface impactée pourrait également être discriminée à l'aide d'une approche similaire. Ces résultats confirment l'importance de combiner information contextuelle (délimitation des parcelles), spectrale (indices), et temporelle (avant/après) pour détecter les dommages engendrés par des pluies intenses.

Plusieurs axes d'amélioration seront directement exploités lors de futurs travaux. Tout d'abord, cette étude n'a tiré avantage que de seulement 115 parcelles sur les 1119 déclarées impactées dans la couverture satellite disponible pour l'événement d'octobre 2018 dans l'Aude. L'élargissement de cet échantillon ainsi que du groupe de contrôle (parcelles non affectées) apportera plus de robustesse aux statistiques. De plus, la réalisation de ces statistiques à l'échelle des parcelles agricoles permettra une identification par champs ainsi que la mise en place d'algorithmes de classification supervisés. L'application de méthodes de détection basées dans un premier temps sur les pixels (*pixel-based*, p. ex. *clustering*, réseaux de neurones), non supervisées, puis orientées objet, permettra aussi de réaliser de la reconnaissance de forme. Cependant, la résolution à 10 m de *Sentinel-2* n'est pas forcément suffisante pour identifier tous les aléas liés au ruissellement intense (p. ex. ravines de faible largeur). La mise à profit des images Pléiades dans le processus de détection et non plus seulement pour dériver l'information contextuelle par photo-interprétation pourrait fournir une plus grande force de discrimination. Enfin, plusieurs indices spectraux sont exploités indépendamment les uns des autres dans cette étude. D'autres méthodes de classification (p. ex. forêts aléatoires, k-NN[15]) basées sur des données transformées par analyse en composante principale ou SCVA[16] permettraient de tirer parti de l'information contenue dans plusieurs indices à la fois. Enfin, afin de tester la robustesse des données déclaratives d'apprentissage et la stabilité des méthodes développées, il pourrait être implémenté (i) une validation croisée sur les parcelles déclarées (ii) une validation sur un panel indépendant de parcelles endommagées non déclarées. La généralisation de ce type d'approche à d'autres régions permettrait également de confirmer leur pertinence à détecter les dommages causés lors d'épisodes pluvieux extrêmes sur l'ensemble du territoire.

Remerciements. Ces travaux ont bénéficié du soutien du Ministère chargé de l'environnement, de l'énergie et de la mer par décision de subvention n° 21367400.

Références

Babita P, Sailesh S. 2011. Surface runoff estimation and mapping using Remote Sensing and Geographic Information System. *Int J Adv Sci Technol* 3(3): 106–113.

Begueria S. 2006. Identifying erosion areas at basin scale using remote sensing data and GIS: a case study in a geologically complex mountain basin in the Spanish Pyrenees. *Int J Remote Sens* 27: 4585–4598.

Braud I, Lagadec LR, Moulin L, Chazelle B, Breil P. 2020. Evaluation of a model for mapping intense pluvial runoff hazard using proxy data of runoff-related impacts. Application to the railway context. Special Issue: Natural hazard impacts on technological systems and infrastructures. *Nat Hazards Earth Syst Sci* 20: 947–966.

Breil P, Lagadec LR, González-Sosa E. 2016. Inondation pluviale et développement périurbain. *Novatech*. Lyon, France : GRAIE.

Danneels G., Havenith H.B. 2007. Automatic landslide detection from remote sensing images using supervised classification methods. In: *Conference Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS 2007, IEEE International*.

Deng Y, Wu C, Li M, Chen R. 2015. RNDSI: A ratio normalized difference soil index for remote sensing of urban/suburban environments. *Int J Appl Earth Observ Geoinform* 39: 40–48.

Dhakal AS, Amada T, Aniya M, Sharma RR. 2002. Detection of areas associated with flood and erosion caused by a heavy rainfall using multitemporal Landsat TM data. *Photogram Eng Remote Sens* 68 (3): 233–239.

Dwivedi RS, Kumar AB, Tewari KN. 1997. The utility of multi-sensor data for mapping eroded lands. *Int J Remote Sens* 18(11): 2303–2318.

Gao BC. 1996. NDWI-A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sens Environ* 58(3): 257–266.

Hagolle O. 2014. Séries Temporelles CESBIO. http://www.cesbio.ups-tlse.fr/multitemp/?p=2766.

Hostache R, Puech C, Raclot D. 2007. Caractérisation spatiale de l'aléa inondation à partir d'images satellites RADAR. *Cybergeo: Eur J Geogr* 381.

Lagadec LR, Breil P, Chazelle B, Braud I, Moulin L. 2016. Use of post-event surveys of impacts on railways for the evaluation of the IRIP method for surface runoff mapping. In: *3rd European*

[15] k-NN : *k-nearest-neighbor algorithm.*

[16] SCVA : *Spectral Change Vector Analysis.*

Conference on Flood Risk Management (FloodRisk), 10/2016, Lyon, France, 10005 p.

Lebouc L, Payrastre O, Bourgin F. 2019. Reconstitution des débits de pointe des crues du 15 octobre 2018 dans le bassin de l'Aude. In: *Convention DGPR-Ifsttar 2018 n° 2201132931 du 22 mai 2018 – Action 7 appui au SCHAPI*. Rapport de recherche IFSTTAR – Institut Français des Sciences et Technologies des Transports, de l'Aménagement et des Réseaux, 14 p.

Mwaniki MW, Agutu NO, Mbaka JG, Ngigi TG, Waithaka EH. 2015. Landslide scar/soil erodibility mapping using Landsat TM/ETM+ bands 7 and 3 Normalised Difference Index: A case study of central region of Kenya. *Appl Geogr* 64: 108–120.

OTB-Team, CNES. 2018. OTB CookBook. EdgeExtraction and LineSegmentDetection. https://www.orfeo-toolbox.org/CookBook/Applications/.

Qiu B, Zhang K, Tang Z, Chen C, Wang Z. 2017. Developing soil indices based on brightness, darkness, and greenness to improve land surface mapping accuracy. *GISci Remote Sens* 54(5): 759–777.

Sepuru TK, Dube T. 2018. Understanding the spatial distribution of eroded areas in the former rural homelands of South Africa: Comparative evidence from two new non commercial multispectral sensors. *Int J Appl Earth Observ Geoinform* 69: 119–132.

Citation de l'article : Cerbelaud A, Favro A, Roupioz L, Blanchet G, Briottet X, Delvit J-M, Breil P. 2020. Potentiel de l'imagerie optique satellitaire à haute résolution pour détecter les dommages engendrés par des épisodes pluvieux extrêmes. *La Houille Blanche* 6: 66–74.

IV. Résumé

Résumé :

Ce travail exploratoire est basé sur un échantillon réduit de 150 parcelles agricoles situées dans l'emprise de deux images Pléiades acquises au-dessus du département de l'Aude après les fortes intempéries du 15 octobre 2018 ayant mené à des inondations par débordement et par ruissellement pluvial intense. Il est montré que les distributions de certaines métriques statistiques de la différence relative de plusieurs indices spectraux, calculées par parcelle entre le 5 et le 25 octobre sur des données Sentinel-2, sont significativement différentes entre parcelles déclarées endommagées par les inondations et parcelles sans aléa, ou tout du moins non déclarées. Cela laisse ainsi entrevoir le développement de méthodes de détection à partir de ce type d'indicateurs. Ces résultats confirment l'importance de combiner information contextuelle (délimitation des parcelles), spectrale (indices), et temporelle (avant/après) pour détecter les dommages engendrés par des pluies intenses.

Plusieurs axes d'amélioration seront directement exploités lors de futurs travaux. Tout d'abord, cette étude n'a tiré avantage que de seulement 115 parcelles sur les 1119 déclarées impactées dans la couverture satellite disponible pour l'événement d'octobre 2018 dans l'Aude. L'élargissement de cet échantillon ainsi que du groupe de contrôle (parcelles non affectées) apportera plus de robustesse aux statistiques. De plus, la réalisation de ces statistiques à l'échelle des parcelles agricoles permettra une identification par champs ainsi que la mise en place d'algorithmes de classification supervisés. La mise à profit des images Pléiades dans le processus de détection et non plus seulement pour dériver l'information contextuelle par photo-interprétation pourrait fournir une plus grande force de discrimination.De même, plusieurs indices spectraux sont exploités indépendamment les uns des autres dans cette étude. D'autres méthodes de classification (p. ex. forêts aléatoires, k-NN15) basées sur des données transformées par analyse en composante principale ou SCVA16 permettraient de tirer parti de l'information contenue dans plusieurs indices à la fois.

La généralisation de ce type d'approche à d'autres régions permettrait également de confirmer leur pertinence à détecter les dommages causés lors d'épisodes pluvieux extrêmes sur l'ensemble du territoire.