



**HAL**  
open science

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

Arnaud Cerbelaud, Axelle Favro, Laure Roupioz, Gwendoline Blanchet, Xavier Briottet, Jean-Marc Delvit, Pascal Breil

### ► To cite this version:

Arnaud Cerbelaud, Axelle Favro, Laure Roupioz, Gwendoline Blanchet, Xavier Briottet, et al.. Potentiel de l'imagerie optique satellitaire à haute résolution pour détecter les dommages engendrés par des épisodes pluvieux extrêmes. *La Houille Blanche - Revue internationale de l'eau*, 2020, 6, pp.66-74. 10.1051/lhb/2020059 . hal-03197980

**HAL Id: hal-03197980**

**<https://hal.science/hal-03197980v1>**

Submitted on 14 Apr 2021

**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.

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

Arnaud CERBELAUD<sup>(1),(2),(3),(4)</sup>, Axelle FAVRO<sup>(4)</sup>, Laure ROUPIOZ<sup>(2)</sup>,  
Gwendoline BLANCHET<sup>(3)</sup>, Xavier BRIOTTET<sup>(2)</sup>, Jean-Marc DELVIT<sup>(3)</sup>, Pascal BREIL<sup>(4)</sup>

(1) Université Fédérale de Toulouse Midi-Pyrénées, 41 Allée Jules Guesde, 31000 Toulouse – [arnaud.cerbelaud@isae-superaero.fr](mailto:arnaud.cerbelaud@isae-superaero.fr)

(2) ONERA, Optique et techniques associées (DOTA), 2 Avenue Edouard Belin, 31000 Toulouse – [arnaud.cerbelaud@onera.fr](mailto:arnaud.cerbelaud@onera.fr); [laure.roupioz@onera.fr](mailto:laure.roupioz@onera.fr); [xavier.briottet@onera.fr](mailto:xavier.briottet@onera.fr)

(3) Centre National d'Etudes Spatiales (CNES), Labo OT, 18 Avenue Edouard Belin, 31400 Toulouse – [arnaud.cerbelaud@cnes.fr](mailto:arnaud.cerbelaud@cnes.fr); [gwendoline.blanchet@cnes.fr](mailto:gwendoline.blanchet@cnes.fr); [jean-marc.delvit@cnes.fr](mailto:jean-marc.delvit@cnes.fr)

(4) Institut National de Recherche pour l'Agriculture, l'Alimentation et l'Environnement (INRAE), UR RIVERLY, 5 Rue de la Doua, 69100 Villeurbanne – [axelle.favro@irstea.fr](mailto:axelle.favro@irstea.fr); [pascal.breil@irstea.fr](mailto:pascal.breil@irstea.fr)

**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 CLEFS:** télédétection, ruissellement pluvial, dégât, érosion, dépôt, arrachage

## *Potential of high resolution satellite optical imagery to detect damages following extreme rainfall events*

**ABSTRACT.** – 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 15<sup>th</sup>, 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.

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.

**KEY WORDS:** remote sensing, rainwater runoff, damage, erosion, deposit, uprooting

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

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

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

<sup>1</sup> IRSTEA : Institut national de recherche en sciences et technologies pour l'environnement et l'agriculture

<sup>2</sup> IRIP : Indicateur de Ruissellement Intense Pluvial

<sup>3</sup> DDTM : Direction Départementale des Territoires et de la Mer

<sup>4</sup> SNCF : Société nationale des chemins de fer français

<sup>5</sup> ESA : *European Space Agency*

<sup>6</sup> CES : Centre d'Expertise Scientifique par l'intermédiaire du CESBIO (Centre d'études spatiales de la biosphère)

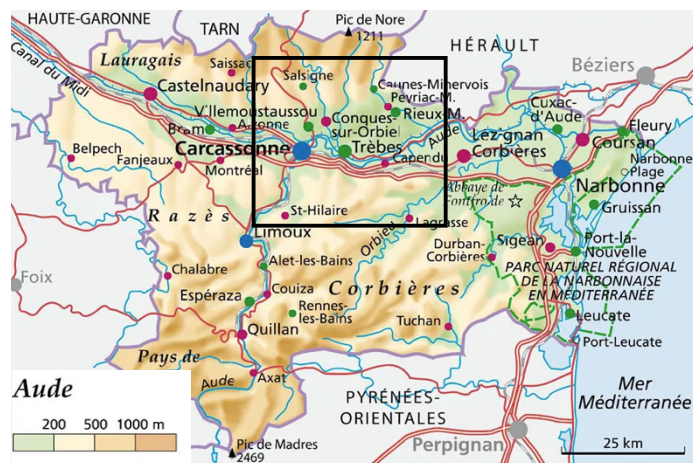
103 L'utilisation d'indices spectraux développés pour le suivi des sols et particulièrement de la  
 104 végétation tels que le NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*), le NDWI (*Normalized*  
 105 *Difference Water Index* [Gao, 1996]), l'IB (Indice de Brillance), le SAVI (*Soil Adjusted Vegetation*  
 106 *Index*, [Qiu *et al.*, 2017]) ou encore le PIDS (*Product Index for Dark Soil* [Qiu *et al.*, 2017]),  
 107 calculables à partir de bandes spectrales entre le visible et l'infrarouge proche (NIR<sup>7</sup> et SWIR<sup>8</sup>), donne  
 108 des résultats très intéressants. Les cas d'étude sont cependant souvent assez limités dans l'espace  
 109 (quelques centaines de km<sup>2</sup>) et dans le temps (utilisation d'une seule image) [Danneels, Havenith,  
 110 2007]. Néanmoins, en utilisant deux images Landsat TM à 3 ans d'intervalle, Dhakal *et al.* [2002]  
 111 ont réussi à implémenter plusieurs méthodes de détection de zones affectées par des inondations et  
 112 des phénomènes d'érosion causés par des pluies intenses. Sans mettre à profit d'indices spectraux  
 113 prédéfinis et avec une résolution moyenne, cette étude a déjà montré le potentiel de l'utilisation de  
 114 données spectrales multi-temporelles dans la détection d'aléas liés à des épisodes pluvieux extrêmes.

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

## 126 II MATÉRIELS ET MÉTHODES

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

137 **Figure 1 :**  
 138 *Zone d'étude dans le département de*  
 139 *l'Aude. Source : l-itinéraire*



### 140 II.1 Zone d'étude et vérités terrain

141 Le 15 octobre 2018, le département de l'Aude (France) a été touché par des précipitations  
 142 particulièrement intenses sur une courte durée. Selon Météo-France, plus de 300 mm de pluie ont été  
 143 enregistrés près de Carcassonne, dont environ 200 mm en seulement 6 heures [Lebouc *et al.*, 2019].  
 144 Etant donné l'état de saturation des sols, ces pluies ont engendré d'importantes crues, à la fois par  
 145 débordement et par ruissellement intense, laissant des marques bien visibles sur le paysage. 204  
 146 communes ont été déclarées sinistrées par les inondations. Environ 900 dossiers de déclarations de  
 147 calamités agricoles ont été constitués<sup>9</sup>. Ceux-ci sont déposés en cas de perte de production agricole

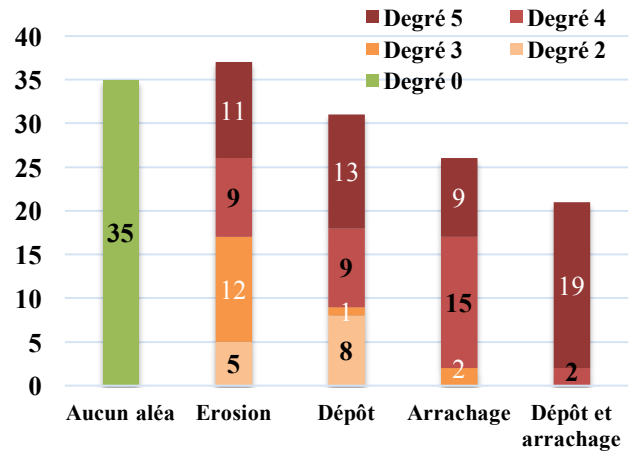
<sup>7</sup> NIR : *Near Infrared* (0,85 µm)

<sup>8</sup> SWIR : *Shortwave Infrared* (entre 1,0 et 2,5 µm)

<sup>9</sup> *Source* : Boyer B. DDTM11 - Unité Investissement et Développement Rural



148 occasionnée par des événements météorologiques d'importance exceptionnelle. Pour cela, il est  
 149 demandé de remplir les numéros de parcelles endommagées ainsi que le degré de dégâts, de 1 à 5,  
 150 grâce à l'appui d'un expert. Ce degré correspond au pourcentage de surface impactée, le degré 1  
 151 correspondant à moins de 10% et le degré 5 à plus de 90% en moyenne. En tout 1359 parcelles<sup>10</sup> ont  
 152 fait l'objet d'une déclaration de calamité agricole. Cette étude exploratoire se concentre sur un sous  
 153 échantillon de 115 parcelles impactées, géoréférencées dans une zone de 1140 km<sup>2</sup> (Figure 1) située  
 154 dans l'emprise de deux images Pléiades. L'image  
 155 acquise le plus tôt après l'événement, le 3  
 156 novembre 2018, a été photo-interprétée pour ne  
 157 sélectionner que les parcelles avec un dégât  
 158 clairement identifiable, sur quelques communes  
 159 impactées, et déterminer leur nature (Figure 3).  
 160 Ainsi, quatre types de dégâts ont été retenus :  
 161 « érosion » : 37 parcelles ; « dépôt » : 31  
 162 parcelles ; « arrachage » : 26 parcelles ; « dépôt  
 163 et arrachage » : 21 parcelles. Enfin, étant donné  
 164 le fort impact des intempéries sur la totalité du  
 165 territoire (y.c. hors déclarations), 35 parcelles de  
 166 nature comparable mais non impactées (degré 0)  
 167 ont été choisies via photo-interprétation dans les  
 168 mêmes zones sinistrées pour ajout à l'échantillon.  
 169 La répartition au sein de chaque type de dégât des  
 170 degrés renseignés dans les déclarations de  
 171 calamités agricoles est détaillée dans la Figure 2.



**Figure 2 :** Répartition de l'échantillon de parcelles déclarées en fonction du degré (déclaré) et du type de dégât (photo-interprété)

## 172 II.2 Produits satellites et photo-interprétation

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

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

183 - « érosion » : grandes rigoles  
 184 (ravines) creusant le sol de surface  
 185 principalement visible sur parcelles  
 186 agricoles en sol nu ;

187 - « dépôt » : de boue ou de  
 188 sédiments, en aval de zone d'érosion  
 189 et parfois de plusieurs mètres  
 190 d'épaisseur, visible sous forme de  
 191 traînées blanches ;

192 - « arrachage » : zone dépourvue  
 193 de végétation suite à un arrachage par  
 194 le courant et les coulées de boue.



**Figure 3 :** 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).

<sup>10</sup> Dont 1119 situées dans l'emprise des images Pléiades disponibles.

<sup>11</sup> FRE : Flat REflectance. Données ayant subi une correction supplémentaire qui prend en compte les effets de pente.

<sup>12</sup> Source : Théia, [Hagolle, 2014].

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

195 \* Après rééchantillonnage au sol \*\* Valeurs arrondies. De faibles variations dans les longueurs d'onde centrales ainsi que dans la  
196 bande passante des satellites A et B peuvent être présentes.

197 Source : Théia, ESA

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

### 200 II.3 Indices, filtres spectraux et statistiques zonales

201 La capacité de différents indices proposés dans la littérature (NDVI, NDWI, IB, SAVI ou encore  
202 PIDS) à détecter chacun des types d'aléas a été testée sur la zone d'étude à partir des données *Sentinel-*  
203 *2*. Le filtre Sobel a également été testé dans cet objectif. Contrairement aux indices mettant en avant  
204 les variations entre différentes bandes spectrales, le filtre Sobel s'appuie sur les variations spatiales  
205 pour détecter les contours des éléments de l'image. La formulation, l'utilisation ainsi que  
206 l'interprétation de ces indicateurs sont présentées dans le tableau 2.

207 Afin de déterminer la capacité de chacun des indices à détecter et discriminer les différents aléas  
208 identifiés ainsi que les degrés de dégât renseignés, la différence relative entre les images *Sentinel-2*  
209 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  
210 calculée<sup>13</sup>. La Figure 4 illustre la pertinence des cartes générées comme la variation du NDVI sur les  
211 différents types d'aléas en comparaison aux images Pléiades en « vraies couleurs » où les dommages  
212 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  
213 spectral  $k$  correspond à la formule suivante :

$$214 DR_{ij}^k = \frac{BV_{ij}^k(t_1) - BV_{ij}^k(t_2)}{BV_{ij}^k(t_1) + BV_{ij}^k(t_2)} \quad (1)$$

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

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

220 Afin de déterminer le potentiel de chaque indicateur et de chaque métrique statistique à distinguer  
221 deux à deux les groupes de parcelles constitués, le test non-paramétrique de *Wilcoxon-Mann-Whitney*  
222 (WMW) a été utilisé. Celui-ci a été préféré à un autre test, celui du  $t$  de *Student*, en raison de la faible

<sup>13</sup> 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.

Indices	Calcul	Utilisation	Interprétation
<b>NDVI:</b> <i>Normalized Difference Vegetation Index</i>	$\frac{PIR^{(1)} - R^{(2)}}{PIR + R}$	Présence et état de santé de la végétation	-1 < NDVI < 1 NDVI < 0 : nuage, neige, eau 0 < NDVI < 0,3 : sol nu NDVI > 0,3 : végétation de plus en plus dense
<b>NDWI:</b> <i>Normalized Difference Water Index</i>	$\frac{V^{(3)} - PIR}{V + PIR}$	Contenu en eau de la végétation	-1 < NDWI < 1 NDWI < 0 : végétation 0 < NDWI < 0,5 : végétation sèche, bâti, sol nu NDWI > 0,5 : eau
<b>IB:</b> 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
<b>SAVI:</b> <i>Soil Adjusted Vegetation Index</i>	$\frac{(PIR - R)(1 + L^{(4)})}{PIR + R + L}$	Corrige la variabilité de brillance des différents types de sol dans l'indice NDVI	-1 < SAVI < 1 Même interprétation que le NDVI mais évite d'associer de fortes valeurs à certains sols pourtant peu végétalisés
<b>PIDS:</b> <i>Product Index for Dark Soil</i>	$TC1^{(5)} \cdot NDVI$	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
<b>Filtres</b>			
<b>Sobel</b>	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]

Références : [Qiu *et al.*, 2017] ; [Gao, 1996] ; [OTB-Team, CNES, 2018] ; [Deng *et al.*, 2015]

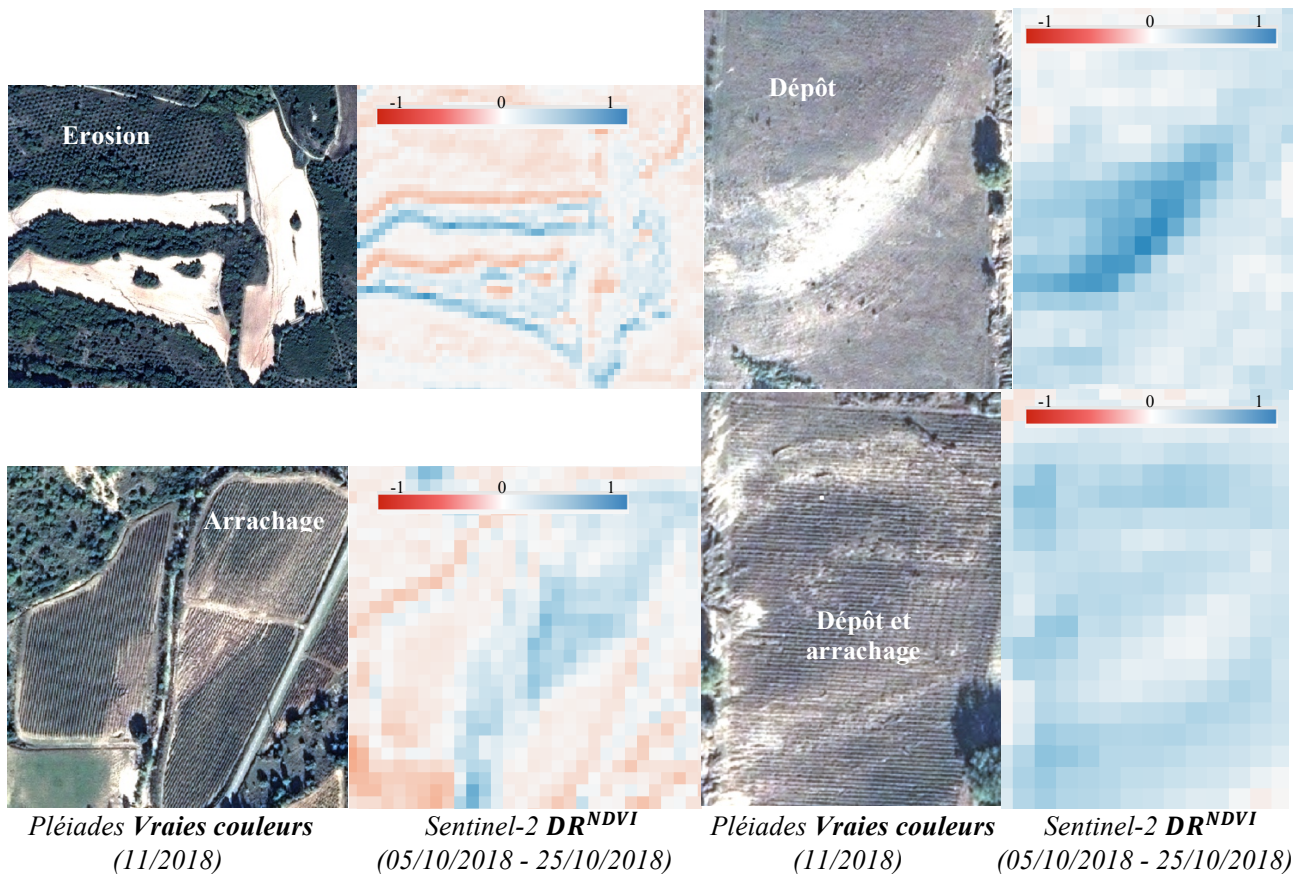
223 **Tableau 2** : *Présentation des indices et filtres spectraux exploités dans cette étude*

224 taille des échantillons pour cette étude préliminaire et l'absence d'hypothèse sur la distribution  
225 gaussienne des observations. Le test de WMW est un test non-paramétrique sur les rangs consistant  
226 à tester l'hypothèse nulle d'« égalité » entre deux distributions en comparant les médianes des deux  
227 échantillons. Couramment, il est admis que pour des *p-values*<sup>14</sup> inférieures à 5%, l'hypothèse nulle  
228 d'« égalité » des distributions peut être rejetée. Il est ainsi possible d'évaluer la capacité d'une  
229 métrique statistique de la différence relative d'un indice spectral spécifique à différencier une parcelle  
230 avec aléa d'une parcelle sans aléa mais aussi à distinguer des types d'aléas entre eux le cas échéant.

### 231 III RÉSULTATS ET INTERPRÉTATIONS

232 Parmi l'ensemble des indices spectraux testés, l'IB semble être le moins adapté pour distinguer les  
233 parcelles sans aléa des parcelles avec aléa. Si le NDVI et le NDWI présentent de manière très similaire  
234 une bonne capacité à discriminer les sous-échantillons entre eux, tout comme le PIDS, c'est le SAVI  
235 qui fournit globalement les meilleurs résultats. La Figure 5 illustre notamment les distributions des  
236 métriques « moyenne » et « maximum » par parcelle de la variation du SAVI sur l'ensemble des 150  
237 parcelles étudiées. Les matrices du tableau 3 détaillent pour chaque métrique statistique, avec un code

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



**Figure 4 :** Parcelles endommagées par l'aléa érosion (haut, gauche), dépôt (haut, droite), arrachage (bas, gauche) et dépôt et arrachage (bas, droite)

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<sup>2</sup>), 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, texture, humidité) liés aux fortes précipitations ayant touché la région le 15 octobre 2018.



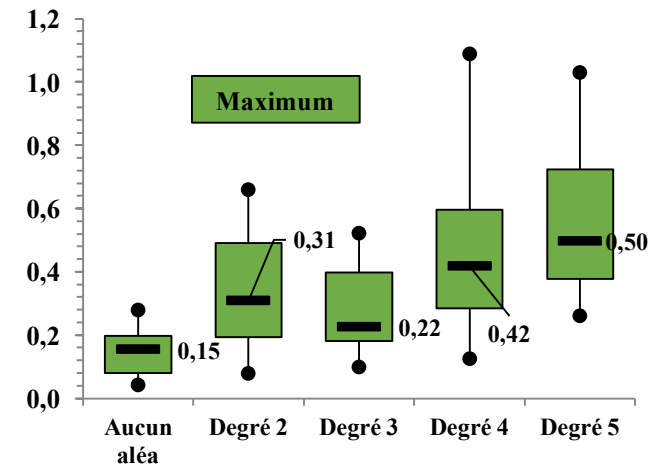
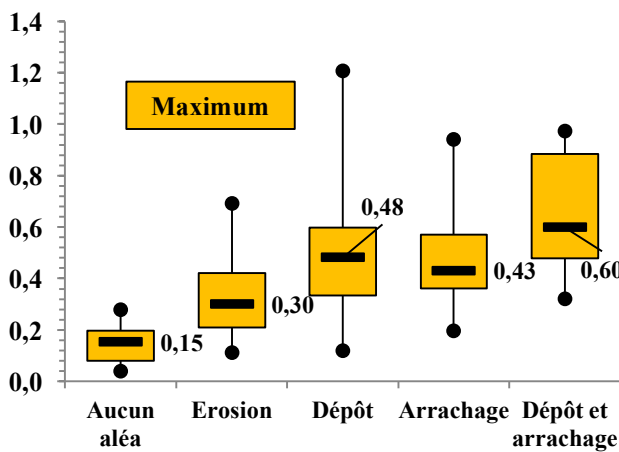
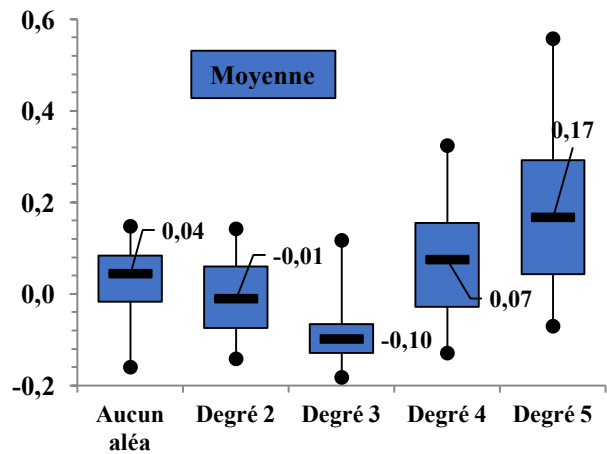
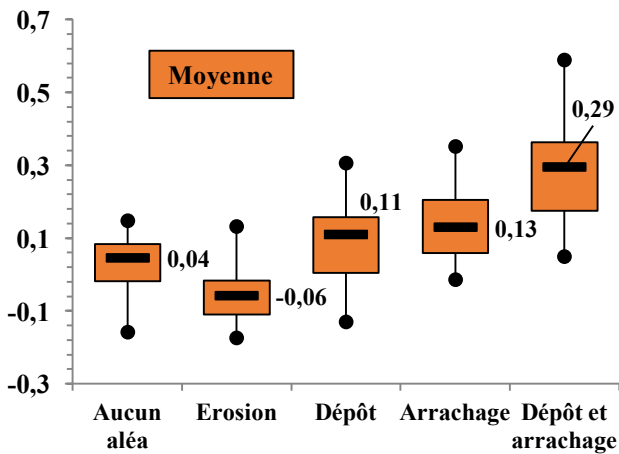


Figure 5 : Distributions d'échantillon de la moyenne / du maximum (haut / bas) de  $DR^{SAVI}$  par parcelle selon les différents types d'aléas / degrés de dégât (gauche / droite) (Images Sentinel-2)

<i>P-values</i>	Aucun aléa	Erosion	Dépôt	Arrachage	Dépôt et arrachage	<i>P-values</i>	Aucun aléa	Degré 2	Degré 3	Degré 4	Degré 5
Aucun aléa		0,000	0,029	0,000	0,000	Aucun aléa		0,313	0,002	0,140	0,000
Erosion	0,000		0,000	0,000	0,000	Degré 2	0,000		0,036	0,097	0,001
Dépôt	0,000	0,001		0,132	0,000	Degré 3	0,001	0,279		0,001	0,000
Arrachage	0,000	0,002	0,689		0,004	Degré 4	0,000	0,281	0,016		0,014
Dépôt et arrachage	0,000	0,000	0,088	0,054		Degré 5	0,000	0,013	0,000	0,075	

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)

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

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

#### 292 **IV CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES**

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

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

#### 325 **V REMERCIEMENTS**

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

#### 328 **VI RÉFÉRENCES**

329 BABITA P., SAILESH S. (2011). - Surface runoff estimation and mapping using Remote Sensing and  
330 Geographic Information System. *Int. J. of Advances in Science and Technology*, **3(3)**: 106-113.

---

<sup>15</sup> k-NN : *k-nearest-neighbor algorithm*

<sup>16</sup> SCVA : *Spectral Change Vector Analysis*

- 331 BEGUERIA S. (2006). - Identifying erosion areas at basin scale using remote sensing data and GIS : a  
332 case study in a geologically complex mountain basin in the Spanish Pyrenees. *International*  
333 *Journal of Remote Sensing*, **27**: 4585-4598.
- 334 BRAUD I., LAGADEC L.R., MOULIN L., CHAZELLE B., BREIL P. (2020). - Evaluation of a model for  
335 mapping intense pluvial runoff hazard using proxy data of runoff-related impacts. Application to  
336 the railway context. Special Issue: *Natural hazard impacts on technological systems and*  
337 *infrastructures; Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, **20**: 947–966.
- 338 BREIL P., LAGADEC L.R., GONZÁLEZ-SOSA E. (2016). - Inondation pluviale et développement  
339 périurbain. *Novatech*.
- 340 DANNEELS G., HAVENITH H.B. (2007). - Automatic landslide detection from remote sensing images  
341 using supervised classification methods. Conference: *Geoscience and Remote Sensing*  
342 *Symposium*. IGARSS 2007. IEEE International.
- 343 DENG Y., WU C., LI M., CHEN R. (2015). - RNDSI: A ratio normalized difference soil index for remote  
344 sensing of urban/suburban environments. *International Journal of Applied Earth Observation*  
345 *and Geoinformation*, **39**: 40-48.
- 346 DHAKAL, A.S., AMADA, T., ANIYA, M., SHARMA, R.R. (2002). - Detection of areas associated with  
347 flood and erosion caused by a heavy rainfall using multitemporal Landsat TM data.  
348 *Photogrammetric engineering & Remote sensing*, **68(3)**: 233-239.
- 349 DWIVEDI R.S., KUMAR A.B., TEWARI K.N. (1997). - The utility of multi-sensor data for mapping  
350 eroded lands. *International Journal of Remote Sensing*, **18(11)**: 2303-2318.
- 351 GAO B.C. (1996). - NDWI-A normalized difference water index for remote sensing of vegetation  
352 liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, **58(3)**: 257-266.
- 353 HAGOLLE O. (2014). - *Séries Temporelles CESBIO* : <http://www.cesbio.ups-tlse.fr/multitemp/?p=2766>
- 354 HOSTACHE R., PUECH C., RACLOT D. (2007). - Caractérisation spatiale de l'aléa inondation à partir  
355 d'images satellites RADAR. *Cybergeo: European Journal of Geography*, **Dossiers doc 381**.
- 356 LAGADEC L.R., BREIL P., CHAZELLE B., BRAUD I., MOULIN L. (2016). - Use of post-event surveys of  
357 impacts on railways for the evaluation of the IRIP method for surface runoff mapping. *3rd*  
358 *European Conference on Flood Risk Management (FloodRisk)*, 10/2016, Lyon (FR): pp.10005.
- 359 LÉBOUC L., PAYRASTRE O., BOURGIN F. (2019). - Reconstitution des débits de pointe des crues du 15  
360 octobre 2018 dans le bassin de l'Aude. Convention DGPR-Ifsttar 2018 n°2201132931 du 22 Mai  
361 2018 - Action 7 appui au SCHAPI. Rapport de recherche IFSTTAR - *Institut Français des*  
362 *Sciences et Technologies des Transports, de l'Aménagement et des Réseaux*, 14p.
- 363 MWANIKI M.W., AGUTU N.O., MBAKA J.G., NGIGI T.G., WAITHAKA E.H. (2015). - Landslide scar/soil  
364 erodibility mapping using Landsat TM/ETM+ bands 7 and 3 Normalised Difference Index: A  
365 case study of central region of Kenya. *Applied Geography*, **64**: 108-120.
- 366 OTB-TEAM, CNES (2018). - *OTB Cookbook. EdgeExtraction and LineSegmentDetection* :  
367 <https://www.orfeo-toolbox.org/CookBook/Applications/>
- 368 QIU B., ZHANG K., TANG Z., CHEN C., WANG Z. (2017). - Developing soil indices based on brightness,  
369 darkness, and greenness to improve land surface mapping accuracy. *GIScience & Remote*  
370 *Sensing*.
- 371 SEPURU T.K., DUBE T. (2018). - Understanding the spatial distribution of eroded areas in the former  
372 rural homelands of South Africa: Comparative evidence from two new non commercial  
373 multispectral sensors. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*,  
374 **69**: 119–132.