



**HAL**  
open science

## **CARTO ALEA (Zones inondables) 4.1.c : Irip\_Sat : Indicateurs du Ruissellement Intense Pluvial et données Satellites.**

Axelle Favro, Pascal Breil

► **To cite this version:**

Axelle Favro, Pascal Breil. CARTO ALEA (Zones inondables) 4.1.c : Irip\_Sat : Indicateurs du Ruissellement Intense Pluvial et données Satellites.. [Rapport de recherche] INRAE RiverLy. 2019. hal-03787464

**HAL Id: hal-03787464**

**<https://hal.inrae.fr/hal-03787464>**

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.

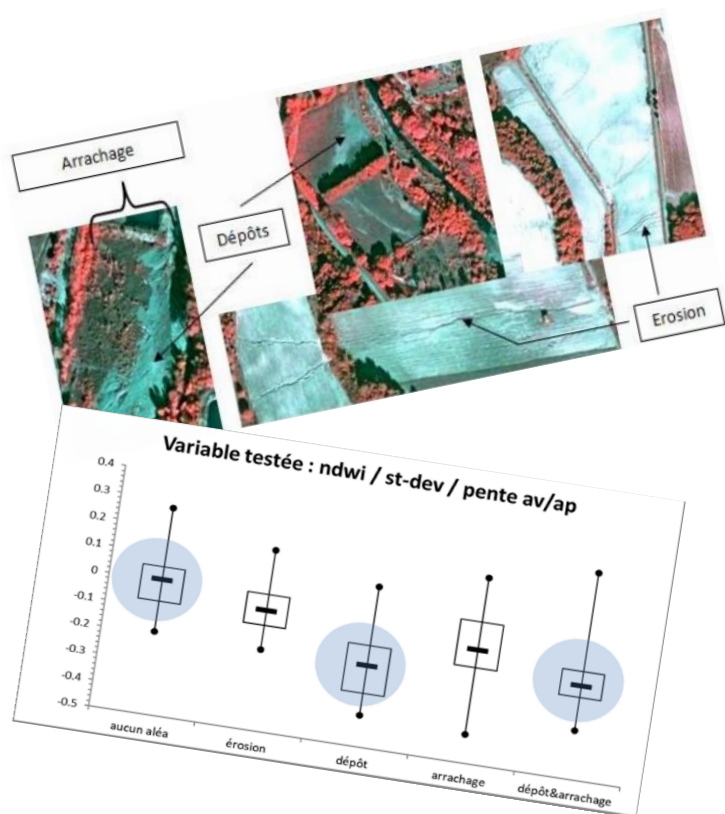
**PROGRAMME MTES (DGPR / SRNH) - IRSTEA 2019**  
**CONNAISSANCE ET PREVENTION DES RISQUES NATURELS ET**  
**HYDRAULIQUES**

*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.c : Irip\_Sat : Indicateurs du Ruissellement Intense Pluvial et données Satellites.**



Décembre 2019

**FAVRO AXELLE**

**BREIL PASCAL**

en collaboration avec

**LAURE ROUPIOZ (ONERA)**

**GWENDOLINE BLACHET (CNES)**

INRAe, Unité de recherche RIVERLY

5, rue de la Doua

CS 20244,

69625 Villeurbanne cedex

[www.inrae.fr](http://www.inrae.fr)



## Préambule :

Le projet IRIP, « Indicateurs de Ruissellement Intenses Pluvial » a vu le jour en 2009 suite au besoin d'identifier une méthode de cartographie des inondations par ruissellement intense pluvial, soulevé par le GRAIE (Groupe de Recherche Rhône-Alpes sur les Infrastructures de l'Eau) (*GRAIE, 014*). Le manque flagrant de données et la nécessité de réaliser des études portant sur le sujet ont conduit à la création du modèle IRIP porté par Irstea. L'objectif de ce projet était d'élaborer une méthode robuste, facile d'utilisation et d'interprétation qui permettrait de cartographier les ruissellements intenses sur tout type de territoire et à l'échelle souhaitée. En 2018, la SNCF développe une version logicielle intégrée de la méthode IRIP nommée iRIP afin d'en évaluer la pertinence pour la gestion du risque lié au ruissellement intense sur le réseau ferré.

Le modèle IRIP est aujourd'hui confronté à un manque d'exhaustivité des données sur les dommages observés pour permettre une évaluation non biaisée. Par ailleurs, quelques mois après les événements de pluies intenses, nombre de traces sont effacées, soit par l'action humaine pour rétablir les services : réparation des routes, ponts, évacuation des dépôts, reconstruction des habitations et des locaux commerciaux, remise en forme des terrains agricoles, re-plantation ; soit par la végétation qui se réinstallera rapidement. Dans cette action, le potentiel de l'imagerie satellitaire à détecter les impacts du ruissellement intense au sol, et en particulier en dehors d'enjeux particuliers dans les mois qui suivent un événement est testé sur le territoire de l'Aude qui a subi des inondations importantes en octobre 2018.

Après avoir présenté les informations sur les données utilisées, ainsi que les moyens mis en œuvre pour cette étude, le présent document déroule l'analyse des informations spectrales et spatiales extraites des images satellites, puis met en évidence les résultats issus des tests à partir des indices et des filtres utilisés, ainsi que des statistiques de zone réalisées.

Les différentes conclusions et perspectives soumises sont présentées en 3<sup>ème</sup> et 4<sup>ème</sup> parties de ce rapport.

**Convention SRNH – Irstea 2019**

<b>Titre complet de l'action ou s/ action (acronyme éventuel)</b>	<b>Irip_Sat : Indicateurs du Ruissellement Intense Pluvial et données Satellites.</b>		
<b>Action n°</b>	4.1.c		
<b>Responsable Irstea (Unité)</b>	P. Breil (RIVERLY)		
<b>Responsable SRNH (Bureau)</b>	Helmer J.M.		
<b>Contexte et enjeux</b>	Le ruissellement intense et ses conséquences (coulées de boue, emportement et encombrement des réseaux de transport) constituent des sources d'aléas encore mal cartographiés bien que les coûts induits par les indemnisations des zones déclarées en catastrophe naturelle soient comparables à ceux des inondations par débordement (source Caisse Centrale de Réassurance).		
<b>Objectifs du projet</b>	Évaluer le potentiel des données satellites acquises au plus près des dates d'événement pour retrouver les effets des aléas liés au ruissellement intense.		
<b>Travaux déjà réalisés et travaux prévus</b>	<b>Travaux prévus :</b> 1- Sélectionner plusieurs zones d'étude pour lesquelles des données d'incident liés au ruissellement intense sont géolocalisées et datées (contribution Irstea) ; 2- Rechercher la disponibilité des images satellites pour les zones et dates sélectionnées. Identifier les jeux d'images situées au plus proche avant et après les événements retenus. Plusieurs types d'images seront disponibles (contributions Irstea / ONERA / CNES) ; 3- Identifier les méthodes de détection adéquates puis les appliquer aux données satellites pour retrouver les incidents géoréférencés. Ces méthodes seront adaptées aux spécificités de l'étude. Evaluer les résultats et définir la méthode la plus performante (contributions ONERA / CNES) ; 4- Si résultats probants, il sera fait l'hypothèse que le filtrage permet de détecter des incidents non répertoriés (car sans enjeux impactés) dans la zone de l'événement. S'en suivra la comparaison avec les prédictions du modèle IRIP sur le même territoire modulo l'emprise spatiale des pluies intenses durant l'événement (contribution Irstea).		
<b>Durée si action pluriannuelle</b>	<i>Durée</i>	<i>Début de l'action</i>	<i>Fin de l'action</i>
	2 ans	Année 2019	Année 2020
<b>Produits et valorisations projetés</b>	<b>Nature</b> (publi scient, technique, guide méthodo, outil, formation ...)	<b>Cibles visées</b>	<b>Echéancier</b> (au moins un rapport d'étape par an)
	Publication technique (SET ou autre)	Services de l'Etat, collectivités	Rapport année 1 sur étapes 1, 2 et 3
	Publication technique (SET ou autre)	Services de l'Etat, collectivités	Rapport année 2 sur étape 4.
<b>Equipe de travail Irstea (noms, Unités)</b>	Breil, P. , Leblois E. + 1 stage master 2 + 6 voyages A/R Lyon-Toulouse / UR RIVERLY		
<b>Partenariats envisagés (noms, rôle)</b>	Roupioz L. (ONERA) et Delvit J.M. et Blanchet Gwendoline (CNES) en co-encadrement d'un stage de master avec Irstea.		
<b>Références ou bibliographie sommaire</b>			
<b>Date de mise à jour de la fiche :</b>	10/10/2018		

# Sommaire

---

Sommaire .....	5
Introduction .....	7
a) Contexte de l'étude.....	7
<b>b) Aléas et vulnérabilité du territoire .....</b>	<b>7</b>
c) Modèle de détection du ruissellement : IRIP.....	8
d) Objectifs de l'étude .....	8
e) Rappels.....	9
Principes de la télédétection spatiale .....	9
Caractéristiques des images .....	10
Indices spectraux.....	10
Détection du ruissellement par télédétection .....	10
Partie 1 : Méthode de travail.....	12
f) Acquisition des données et identification de la zone d'étude .....	12
g) Cartographie du ruissellement à l'aide du modèle IRIP .....	13
h) Acquisition des proxy data.....	15
i) Prétraitement des images.....	17
j) Traitement des images .....	17
Etude des signatures spectrales et spatiales à un instant t .....	17
Tests des indices et filtres relevés dans la littérature .....	18
Etude des signatures spectrales et spatiales en multitemporel .....	20
Statistiques zonales.....	21
Dégradation de la résolution spatiale des images Pléiades.....	22
Synoptique des étapes de traitement.....	22
k) Résultats des analyses de télédétection .....	24
Etude des signatures spectrales – selon transect - et spatiales à un instant T .....	24
Tests des indices et filtres relevés dans la littérature .....	25
Etude des profils spectraux et spatiaux en multitemporel.....	27
Statistiques zonales.....	28
Jeu de données du test de sensibilité .....	28
Jeu de données « statistique ».....	30
Retour sur le jeu de données « statistique » .....	38
Dégradation de la résolution spatiale des images Pléiades.....	38
l) Résultats des analyses de cartographie IRIP .....	39
ANNEXES.....	55
m) Annexe 1 : Le ruissellement intense.....	56
n) Annexe 2 : Présentation de la méthode IRIP .....	57
o) Annexe 3 : Caractéristiques satellites .....	59

p)	Annexe 4 : Etat de l'art : « Détection du ruissellement par télédétection ».....	60
q)	Annexe 5 : Liste des images utilisées .....	62
r)	Annexe 6 : Données utilisées en entrée du modèle IRIP pour la réalisation des cartographies de ruissellement.....	65
s)	Annexe 7 : Déclaration type de calamité agricole (CalamNat).....	66
t)	Annexe 8 : Photos terrain département de l'Aude (réalisées le 24/09/2019 par Breil P. et Favro A.)	67
u)	Annexe 9 : Résultats analyses télédétection.....	70
v)	Annexe 10 : Résultats analyses télédétection.....	72
w)	Annexe 11 : Tests des indices et filtres relevés dans la littérature.....	74
x)	Indices .....	74
y)	Annexe 12 : Tests des indices et filtres relevés dans la littérature.....	76
z)	Annexe 13 : Filtres et indices.....	79
aa)	Annexe 14 : Dégradation de la résolution spatiale des images Pléiades .....	82
	Résumé .....	83

# Introduction

---

## a) Contexte de l'étude

Aujourd'hui, le problème du ruissellement intense représente un enjeu environnemental et sociétal important qui reste malgré tout peu étudié. Les phénomènes de débordement et de ruissellement représentent près de 85 % des inondations connues dans les déclarations de catastrophe naturelle, ce qui en fait un aléa naturel majeur en France. En 2014, des études menées par la Caisse Centrale de Réassurance ont montré que près de 45 % des dommages provoqués par les inondations en France étaient expliqués par le ruissellement (Moncoulon et al., 2014).

Caractérisé par sa capacité à se former sur des territoires éloignés des cours d'eau après un évènement climatique important (Lagadec, 2017), le ruissellement contribue largement au risque de survenu d'inondation. Ce phénomène aujourd'hui mal connu est engendré par des précipitations d'une intensité et/ou fréquence et/ou durée importante. En effet, une pluie d'intensité moyenne, mais constante et de durée rare peut être à l'origine de ruissellement intense. De nombreuses études ont été menées sur le phénomène de débordement, mais très peu sur le ruissellement intense au vu de la difficulté d'acquisition de données (phénomène éphémère) qui vient s'ajouter à la difficulté de distinguer les dégâts induits par débordement de ceux issus du ruissellement. Les différentes étapes de formation du ruissellement intense sont présentées en **annexe 1** (cf. *Annexe 1*).

## b) Aléas et vulnérabilité du territoire

Selon les conditions géomorphologiques, météorologiques et l'occupation du sol, l'eau de pluie peut gagner progressivement en vitesse d'écoulement et en volume avec les matériaux qu'elle entraîne avec elle, ce qui est à l'origine de coulées de boue parfois dévastatrices qui emportent tout sur leur passage (Breil et Dehotin, 2011). Le ruissellement peut générer de l'érosion, des dépôts de sédiments et de boue, des glissements de terrain ou encore des inondations. Associés à la vulnérabilité des territoires, ces aléas peuvent être à l'origine de dégradations matérielles importantes (infrastructures, biens) voir entraîner des dégâts humains et environnementaux (dispersion des polluants, appauvrissement des terres, etc.) (CERTPI, 2015). Avec l'étalement urbain, la suppression progressive des espaces naturels ainsi que les pratiques culturelles, l'imperméabilisation des surfaces engendre et favorise largement les risques liés au ruissellement. Il s'agit aujourd'hui d'un enjeu structurel, humain, mais également économique étant donné l'importance des coûts engendrés par la remise en état des milieux impactés par de tels phénomènes.



## c) Modèle de détection du ruissellement : IRIP

De nombreux modèles existent pour identifier ou quantifier le ruissellement (RULSE, Lisem, WEP, RuiCells, etc.) (Dehotin et al., 2015a). Néanmoins les méthodes de modélisation conventionnelles présentent de nombreux désavantages. Elles ne sont pas toujours réalistes, nécessitent des compétences particulières, des données hydrologiques et météorologiques considérables, sachant que la mise en place et la surveillance des dispositifs de mesure est difficile, chronophage et coûteuse (Babita et Sailesh, 2011). De plus, les applications sont essentiellement locales.

Dans ce contexte, le modèle IRIP a été développé dans le but de mieux connaître et cartographier le ruissellement. La méthode IRIP contrairement à d'autres méthodes prend uniquement en compte les caractéristiques de surface et non pas les données pluviométriques (Lagadec, 2017) en se fondant sur l'hypothèse qu'il peut pleuvoir fortement en n'importe quel lieu en France. L'**annexe 2** fournit plus de détail sur le fonctionnement de la méthode IRIP ainsi que de son logiciel (iRIP) (*cf. Annexe 2*).

Ce modèle (comme les autres) est cependant confronté à un manque de données relatives au ruissellement pour les raisons énoncées précédemment. Ainsi, l'évaluation de IRIP se base sur une évaluation alternative grâce à l'utilisation de proxy-data (données en lien indirect avec le phénomène, mais qui apportent la preuve de l'évènement) (Lagadec et al., 2016). Les proxy-data peuvent constituer des relevés postérieurs à l'évènement (Déclarations CatNat, Déclarations CalamNat, réclamations d'assurance, interventions de pompiers, coupures de routes, etc. (Lagadec, 2015)). Ce type de données étant principalement concentré sur des zones à enjeux forts (dégâts causés sur les infrastructures, les biens ou les personnes), l'évaluation est biaisée par un manque de connaissance et de donnée sur le reste du territoire. L'imagerie satellitaire serait une alternative envisageable au proxy data, permettant de s'affranchir de ce biais et ainsi d'évaluer la cartographie de ces aléas sur de grands territoires de façon plus exhaustive. En effet, la télédétection représente une source importante de données d'entrée pour les modèles. Elle permet un gain d'information au niveau spatial et de temps de collecte (Lambin, 2014), nécessite moins de données d'expert, mais surtout offre la possibilité de traiter certaines zones où l'environnement rend l'accès sur le terrain difficile, et ce, sur des zones étendues. (20 x 20 km<sup>2</sup>).

## d) Objectifs de l'étude

L'intérêt de cette étude est donc de coupler connaissances hydrologiques et télédétection afin d'évaluer le potentiel des données satellitaires acquises au plus proche d'un évènement de fortes pluies

afin de détecter les effets des aléas liés au ruissellement intense et ainsi fournir une évaluation plus exhaustive la méthode IRIP.

Plus largement, l'objectif de ces travaux est d'explorer la possibilité de détecter les aléas induits par le ruissellement intense afin d'évaluer la vulnérabilité du territoire et d'identifier les zones les plus sensibles dites « à risques », afin de mettre en œuvre des stratégies de prévention, et des mesures d'anticipation des incidents. L'étude vise à fournir une cartographie des sites les plus vulnérables au ruissellement intense ainsi qu'à évaluer l'importance de ce dernier. Cette identification permettrait d'adapter les aménagements non structurels et structurels, mais aussi de mettre en œuvre un système de surveillance adapté pour alerter et intervenir rapidement (Dehotin et al., 2015), afin de limiter les dégâts humains et matériels.

Adapter la gestion et l'aménagement du territoire permettrait de :

- Limiter/contrôler le ruissellement des zones de production en favorisant l'infiltration, la rétention et le stockage des eaux (pratiques culturales, structures poreuses, etc.)
- Contrôler le transfert :
- Protéger les linéaires routiers et ferroviaires ;
- Favoriser les linéaires naturels de type haies, thalwegs embroussaillés, etc. ;
- Mettre en place des aménagements adaptés : collecteurs de drainage enterrés, mise en place de limiteur de débit, dérivation vers des zones non sensibles, ...
- Limiter la vulnérabilité des lieux d'accumulation : adapter le bâti en préconisant des rez de chaussées surélevés dans les permis de construire, mise en place de protections (bassins de stockage, barrages à pertuis ouverts, structures réservoirs, etc.) (Poulard et al., 2015) ou travailler la transparence hydraulique par des organes d'évacuation adaptés.

## e) Rappels

### *Principes de la télédétection spatiale*

La télédétection spatiale est une technique d'acquisition d'images à distance qui utilise différentes longueurs d'onde (bandes spectrales) à partir de capteurs embarqués sur des plateformes en orbite autour de la Terre. Les données acquises permettent d'estimer certaines caractéristiques physiques des objets observés (cibles) à la surface de la Terre. La télédétection est employée dans de nombreux domaines (étude de l'atmosphère, des océans, de la surface terrestre, etc.) et englobe « tout le processus qui consiste à capter et à enregistrer l'énergie d'un rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi, à traiter ou à analyser l'information, pour ensuite mettre en application cette information » (Centre canadien de télédétection). Lorsqu'un rayonnement électromagnétique est émis par une source d'énergie (ex. le soleil), il rentre en interaction avec l'atmosphère qui peut le transmettre, le diffuser ou l'absorber. La partie transmise atteint la surface de la Terre et interagit avec elle. Le rayon peut alors être absorbé, transmis ou réfléchi. Le type d'interaction diffère en fonction des caractéristiques du

rayonnement et de la surface. Le principe de la télédétection est d'enregistrer l'énergie réfléchie ou émise (luminance) par la cible à différentes longueurs d'onde, grâce à des capteurs (radiomètres) aéroportés ou spatiaux. La luminance mesurée est ensuite corrigée pour les effets atmosphériques et convertie en réflectance pour faciliter l'interprétation et l'analyse des données. La réflectance est une grandeur qui correspond au rapport entre le flux réfléchi et le flux incident. Elle varie de 0 à 1.

En télédétection optique, la signature spectrale de la cible est étudiée, autrement dit les valeurs de réflectance en fonction de la longueur d'onde dans la partie visible et infrarouge du spectre. La signature spectrale est directement liée aux propriétés physiques de la cible. L'analyse de la forme et de l'évolution de ce spectre permet donc de dériver des informations concernant la nature de la cible observée ainsi que sur ses propriétés et caractéristiques (Verpoorter, 2009).

### *Caractéristiques des images*

Les capteurs mesurant la luminance réfléchie par la surface diffèrent par leur résolution spectrale, spatiale, temporelle et radiométrique. **La résolution spectrale** renseigne sur le nombre et la largeur des bandes spectrales dans lesquelles le capteur mesure la luminance. Plus le nombre de bandes est élevé, plus la résolution spectrale est fine et plus la signature spectrale est détaillée. **La résolution spatiale** est quant à elle définie par la taille du pixel de l'image. Elle correspond à la finesse de perception du détail. **La résolution temporelle** correspond à la fréquence de revisite du satellite pour un emplacement donné et par conséquent à l'intervalle entre deux acquisitions. Finalement, **la résolution radiométrique** décrit la capacité d'un système de télédétection à reconnaître des petites différences dans l'ensemble électromagnétique. Les principales caractéristiques des satellites Sentinel-2 (ESA, 2015) et Pléiades (IGN, 2015) employées dans cette étude sont présentées en **annexe 3**.

### *Indices spectraux*

Afin d'exploiter l'information mesurée par les capteurs et de faciliter la discrimination entre les différents types de surface étudiés, il est possible pour chaque pixel de l'image de combiner les réponses dans les différentes bandes spectrales pour générer des images en vraies ou fausses couleurs (Beaudin, 2016), mais aussi pour obtenir des indices spectraux. Ceux-ci sont calculés à partir de données multi-spectrales. Le calcul s'appuie sur des bandes présentant des écarts de réflectance entre elles ou au sein d'une même bande, traduisant une surface de nature différente (Darabid et Bouchekara, 2013). Les indices sont développés à partir de l'étude des signatures spectrales (pour un pixel donné) et sont définis pour répondre aux besoins de l'analyse de l'image réalisée, par exemple différencier les zones végétalisées des sols nus. La disponibilité des différentes sources d'images avant et après un évènement naturel majeur va conditionner les analyses possibles.

### *Détection du ruissellement par télédétection*

Peu nombreuses sont les études menées sur la détection du ruissellement de surface par la télédétection. Le phénomène de ruissellement étant mal connu, 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. Un autre biais des études est la limitation des indices testés à des zones restreintes (*Koena Sepuru & Dube (2017)*).

Selon la littérature, les données de télédétection les plus couramment utilisées dans ces cas-ci proviennent d'images multispectrales Landsat et SPOT (30 m de résolution spatiale) (*Babita et Sailesh, 2011*) (*Menad, 2012*) (*Dubucq, 1986*). Un bref état de l'art est présenté en annexe 4.

# Partie 1 : Méthode de travail

---

Les quatre points des travaux prévus dans l'action 4.1.c ont été traités. A savoir :

- 1- Sélectionner plusieurs zones d'étude pour lesquelles des données d'incident liés au ruissellement intense sont géolocalisées et datées (contribution Irstea) ;
- 2- Rechercher la disponibilité des images satellites pour les zones et dates sélectionnées. Identifier les jeux d'images situées au plus proche avant et après les événements retenus. Plusieurs types d'images seront disponibles (contributions Irstea / ONERA / CNES) ;
- 3- Identifier les méthodes de détection adéquates puis les appliquer aux données satellites pour retrouver les incidents géoréférencés. Ces méthodes seront adaptées aux spécificités de l'étude. Evaluer les résultats et définir la méthode la plus performante (contributions ONERA / CNES) ;
- 4- Si résultats probants, il sera fait l'hypothèse que le filtrage permet de détecter des incidents non répertoriés (car sans enjeux impactés) dans la zone de l'événement. S'en suivra la comparaison avec les prédictions du modèle IRIP sur le même territoire modulo l'emprise spatiale des pluies intenses durant l'événement (contribution Irstea).

## f) Acquisition des données et identification de la zone d'étude

Dans un premier temps, les zones d'études ont été sélectionnées.

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. 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) (cf. *Annexe 3*). Il a été envisagé de travailler à partir de données hyperspectrales cependant, de telles images avec une bonne résolution spatiale n'étaient pas disponibles sur la zone d'intérêt, la piste n'a pas été creusée. 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<sup>1</sup> – tuiles : T31TDH et T31TDJ) ont été téléchargées

---

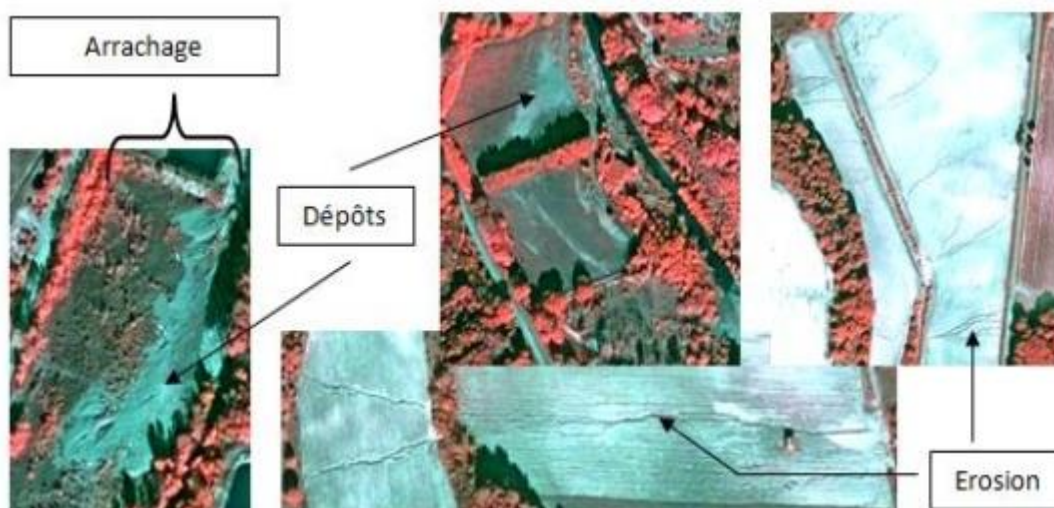
<sup>1</sup> Les images de niveau 2A sont orthorectifiées, exprimées en réflectance de surface et sont accompagnées d'un masque de nuage (Hagolle, 2014).

sur la plateforme Théia du CNES (accès libre et gratuit), puis décompressées par l'intermédiaire du logiciel PEPS Downloader. Les images exploitées dans cette étude sont listées en annexe 5.

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 km<sup>2</sup>. L'idée était de définir une zone restreinte sur laquelle tester les méthodes avant de les appliquer à un territoire plus étendu (2100 km<sup>2</sup>) afin de limiter les temps de calcul dans un premier temps.

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

- « 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 (Négre 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.



**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.

## g) Cartographie du ruissellement à l'aide du modèle IRIP

De nombreuses cartes de ruissellement intense ont été produites grâce au logiciel iRIP afin de vérifier leur cohérence avec les parcelles sinistrées identifiées par photo-interprétation. Plusieurs cartes ont donc été réalisées avec des données d'entrée différentes plus ou moins précises afin de comparer les résultats. Concernant les paramètres utilisés lors des simulations, le seuil de l'aire drainée est un des paramètres qui a été modifié à plusieurs reprises ; Par défaut le modèle IRIP propose une valeur

d'aire drainée de 100 hectares (1 km<sup>2</sup>) cependant, dans sa thèse L.R Lagadec (Lagadec, 2017) suggère une valeur comprise entre 1 et 5 hectares. C'est pourquoi différentes cartes IRIP+ ont été réalisées avec différentes valeurs de 5 ha, 1 ha, et 0,1 ha. Les différentes données d'entrée du modèle sont présentées en **annexe 6**. La réalisation des cartes a nécessité la création de plusieurs projets sur l'interface iRIP. En premier lieu, le bassin versant ou sous-bassin versant correspondant à la zone d'étude a été défini (fichier vectoriel). Ici le sous-bassin versant a été sélectionné manuellement via le logiciel iRIP. Puis successivement, chacune des données présentes dans la colonne IRIP du tableau ci-dessous a été ajoutée en entrée du modèle. Le modèle IRIP comme décrit précédemment (section « présentation du modèle IRIP », p 6) permet de produire les cartes des trois étapes clés du ruissellement (production, transfert et accumulation). Des post-traitements qui génèrent des cartes IRIP+ permettent d'améliorer la lisibilité du rendu cartographique final (Lagadec, 2017). Des cartes de transfert et d'accumulation ont donc été réalisées selon IRIP+ dans un second temps. Pour cela, quelques paramètres ont été modifiés. Les ruptures de pente ont été recalculées, les indicateurs des axes linaires remplacés par des indicateurs d'érodibilité tandis que l'indicateur de compacité a lui aussi été remplacé par un indicateur d'aire drainée (*cf. Annexe 6*). A noter, la prise en compte de la pluie de période de retour 30 ans et de durée 1 heure, calculée à partir des données de lame d'eau radar de Météo-France (Breil et al., 2018). Cela permet d'associer à la carte de production un facteur pluie parmi les 5 utilisés. La hauteur de pluie de période de retour 30 ans sur 1 heure est comparée à la capacité d'infiltration sur 1 heure du sol. Si la hauteur est supérieure, le facteur est mis à 1 pour indiquer que la maille concernée ruisselle. Si la hauteur est inférieure, le facteur est mis à 0.

Les couches d'occupation du sol « OSO » disposent d'une résolution plus fine (Inglada J., 2017) (Centre de ressources pour la mise en œuvre de la Tram Verte et Bleu), 20 m au lieu de 250 m pour la couche CorineLandCover (Ministère de la transition écologique et solidaire, 2016).

Les couches de pédologie, comme l'ESDB (European Soil DataBase) accessibles sur le site de l'ESDAC (European Soil Data Center) sont des couches raster à la maille de 250 m et comportant de nombreuses informations sur ces sols tels que la conductivité hydraulique, la capacité de stockage, le caractère de battance et d'érodibilité, ..., cela par horizons de 30 cm et jusqu'à 2 m de profondeur (European Commission - DG JRC, 2001). Ces couches ESDAC sont plus complètes et contiennent plus d'informations que les couches INRA.

### **Le post-traitement IRIP+**

Il cherche à améliorer la qualité d'affichage des cartes du ruissellement intense tout en augmentant sa précision. Pour cela, il minimise tout d'abord la surface des aires drainées à partir desquelles les ruissellements intenses se produisent. Concernant le seuil d'aire drainée, L.R. Lagadec (2017) préconise dans ses travaux un seuil compris entre 1 et 5 hectares qui reste néanmoins adaptable en fonction des besoins. Plus le seuil sera élevé, moins d'information sera affichée, facilitant ainsi la lecture, mais entraînant une perte d'information. Pour adapter la surface de l'aire drainée, il faut sélectionner la couche « *draineareas* » produite par le modèle iRIP et implémenter la valeur souhaitée grâce à la

calculatrice raster (QGIS) de la manière suivante : «  $\text{draineareas} \geq 5000$  » (m<sup>2</sup>). Dans cette étude, les cartes ont été réalisées avec des seuils de 5 ha, 1 ha puis 0.1 ha.

Ensuite, les ruptures topographiques ont été extraites du MNT grâce à la fonction «  $\text{r.param.scale}$  » présente dans le logiciel QGIS. Cette fonction permet de définir le nombre de pixels à considérer de chaque côté d'un pixel d'étude afin d'identifier l'axe de plus grande pente et ainsi de calculer sa courbure. Le fichier «  $\text{MNT.map}$  » produit par le modèle IRIP (identique au MNT initial) est utilisé en entrée. La taille de la fenêtre de traitement est fixée à 5 (calcul de la courbure sur 5 pixels, 2 de part et d'autre, dans les 8 directions) tandis que l'option «  $\text{profc}$  » qui déroule le calcul dans la dimension verticale, est sélectionnée comme paramètre morphologique. A partir de ces courbures (fichier de sortie «  $\text{morphometric parameter}$  »), il est possible grâce à la calculatrice raster présente dans QGIS de calculer les ruptures de pente concave («  $\text{BKSCAV}$  » :  $\text{conCAV BreakSlop}$ ) et convexe («  $\text{BKSVEX}$  » :  $\text{conVEX BreakSlop}$ ). Chacune d'entre elles est calculée respectivement de la manière suivante :  $\text{morphometric parameter} \leq 0.00001$  pour  $\text{BKSCAV}$  et  $\text{morphometric parameter} \geq 0.00001$  pour  $\text{BKSVEX}$ . Etant considérées comme planes, la valeur « 0 » est affectée aux zones se situant entre les deux valeurs. Enfin, pour produire des cartes de transfert plus précises, il est nécessaire de sommer (calculatrice de champs QGIS) : l'indicateur de production amont de ruissellement, l'indicateur de pente forte, les aires drainées, l'érodibilité et les ruptures de pente convexe. La carte d'accumulation s'appuie quant à elle sur les données suivantes : l'indicateur de production amont de ruissellement, l'indicateur de pente faible, les aires drainées, l'indice topographique ainsi que les ruptures de pente concave, tandis que la carte de production reste la même que celle en sortie du modèle IRIP.

## h) Acquisition des proxy data

Les cartographies du modèle IRIP ont fait l'objet d'évaluations via des données d'impact liées à des déclarations en catastrophes naturelles, c'est-à-dire concernant essentiellement des dommages au bâti, des coupures de routes, des coulées de boues et glissements de terrain (action 4.1.4 : Améliorations de la méthode IRIP au niveau national, 2018). L'utilisation des déclarations en calamités agricoles intéresse une partie du territoire rural encore non investiguée avec la méthode IRIP et dont on peut espérer retrouver des traces quelques mois après des pluies intenses, en particulier si l'on bénéficie de données de comparaison dans une même saison l'année qui a précédé.

L'Aude est un département fortement touché par des catastrophes naturelles (Vinet, 2003) ce qui est à l'origine d'un système de déclaration et de traitement de déclarations de catastrophe opérationnel. De nombreuses enquêtes terrain sont menées après ces incidents afin d'estimer les dégâts et les coûts engendrés.

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).



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 (cf. **Annexe 7**). Ce type de déclaration est déposé en cas de pertes de production agricole occasionnée par des événements 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) 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 ».

L'ensemble des 170 déclarations exploitées recouvre 1359 parcelles cadastrales. Pour représenter les informations contenues dans les déclarations de calamités agricoles, deux champs ont été créés :

- 1- occupation du sol (légende : 1 = fonds (sol / cultures diverses), 2 = vigne, 3 = éléments linéaires) ;
- 2- degré (de 1 à 5 en fonction du % estimé de surface exploitée ayant été dégradée) pour l'occupation du sol = 1 ou 2.

Pour l'occupation du sol =3 le degré est mis à zéro (0) pour signifier que le niveau de dégradation n'est pas indiqué.

Dans le cas où les fonds et vignes étaient impactés sur la même parcelle, le choix a été fait de ne conserver que les dégâts avec le degré le plus fort, cela pour rendre compte de l'intensité de l'impact.

Après réalisation des cartographies du ruissellement avec IRIP, il s'est avéré que quelques parcelles présentaient des aléas identifiés par photo-interprétation des images Pléiades qui n'étaient pas détectées par le modèle IRIP. Dans le cadre de la sortie terrain sur Carcassonne, certaines de ces parcelles ont été visitées pour tenter de déterminer la ou les raisons à l'origine de cette absence de détection (cf. *Photos terrain en Annexe 8*). L'expertise terrain a ainsi révélé l'absence de surface drainée en amont et donc un impact de ruissellement lié à des pluies particulièrement intenses et très localisées.

## i) Prétraitement des images

Les images acquises pour ces travaux ont nécessité un prétraitement afin de permettre l'analyse des luminances mesurées. L'ensemble des tâches de prétraitement, de calculs d'indices et masques ont été codées sous python afin d'automatiser les différentes étapes.

Concernant les images Sentinel-2, un ré-échantillonnage (par convolution cubique) a été nécessaire pour uniformiser la résolution spatiale des différentes bandes à 10 m (la plus fine pour du Sentinel-2). Après sélection des bandes en FRE (Flat REflectance : bénéficie d'une correction des effets atmosphériques, des effets environnementaux et des effets de pentes (CESBIO, a)), un « stack » a été réalisé afin de les concaténer, suivi d'un « subset » pour ajuster et découper les images selon l'emprise définie. La découpe a été réalisée directement à partir de l'emprise au format .shp définie manuellement sous QGIS (version 3.6). Finalement, une division de la valeur des bandes par 10000 a été effectuée pour obtenir des valeurs de réflectance de surface (CESBIO, b).

Concernant les images Pléiades, le « subset » a été réalisé manuellement à partir du logiciel ENVI. Ces images étant en « pas codeurs » (PC), il a été nécessaire d'appliquer les coefficients Ak, pour passer en unités « physiques » et calculer ainsi des valeurs de luminance (L).

$$L = PC / Ak$$

Ak est un « coefficient d'étalonnage absolu » fourni avec les images. Il existe une valeur de Ak spécifique à chacune des bandes spectrale (B0 : bleu, B1 : vert, B2 : rouge, B3 : PIR) et par satellite (PHR1A et PHR1B). Toutes les images étant acquises avec PHR1A, chacune des bandes a été divisée par la valeur Ak correspondante :

PHR1A			
B0	B1	B2	B3
8,88	8,97	10,06	15,29

**Tableau 1** : Valeur de Ak pour chacune des bandes du satellite PRH1A (Source : Blanchet G. – CNES)

La conversion en réflectance des images Pléiades n'a pas été possible par manque d'informations dans les métadonnées. Les spectres et indices réalisés par la suite pour les images Pléiades sont donc exprimés en luminance.

## j) Traitement des images

### *Etude des signatures spectrales et spatiales à un instant t*

Tout d'abord, les signatures spatiales correspondant aux différents types d'aléas identifiés ont été extraites grâce au logiciel ENVI. Pour cela il est nécessaire de tracer un transect (sous ENVI : Tools > Profil > Arbitrary Profil (Transect)) afin d'obtenir la valeur de réflectance (ou luminance) de chacun des

pixels le long de ce celui-ci. Après quoi, chaque signature spectrale a été comparée avec les signatures spectrales de l'environnement proche pour les données Pléiades et Sentinel-2 à la date la plus proche de l'évènement. L'objectif était d'identifier s'il existe une différence significative entre un aléa et son environnement qui permettrait de le détecter à partir de sa signature spectrale ou un indice spectral. Pour cela, il est nécessaire d'étudier les variations de réflectance (ou luminance) en fonction de la longueur d'onde pour un pixel donné (sous ENVI : Tools > Profils > Z Profil (Spectrum)).

Des transects ont été tracés au travers de chacun des trois types de dommages identifiés : érosion, dépôt et arrachage

### Tests des indices et filtres relevés dans la littérature

Les études menées sur la télédétection des processus de dépôts, coulées de boue ou encore érosion induits par le ruissellement intense étant rarement présentes dans la littérature, un ensemble d'indices et filtres jugés les plus susceptibles de nous intéresser ont été sélectionnés (cf. *Tableau 2*). La capacité de ceux-ci 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 2.

INDICES	Formule	Utilisation	Interprétation
<b>NDVI :</b> <i>Normalized Difference Vegetation Index</i>	$\frac{PIR^2 - R^3}{PIR + R}$	Sensible à la végétation du sol	-1 < NDVI < 1 NDVI < 0 : Eau NDVI [0 ; 0.3] : Sol nu NDVI > 0.3 : Végétation
<b>NDWI :</b> <i>Normalized Difference Water Index</i>	$\frac{V^4 - PIR}{V + PIR}$	Sensible à la teneur en eau dans les végétaux	-1 < NDWI < 1 NDWI > 0,5 : plan d'eau NDWI < 0 : végétation sèche ou sol nu NDWI < 0 : végétation verte, bonne couverture végétale
<b>IB :</b> <i>Indice de brillance</i>	$\frac{\sqrt{PIR^2 + R}}{\sqrt{(V^2 + PIR^2 + R^2)/3}}$	Sensible à la brillance des sols. Relié à leur humidité Caractérise l'albédo	Bâti + sol = surfaces réfléchissantes Eau + sols très

<sup>2</sup> PIR : Proche InfraRouge

<sup>3</sup> R : Rouge

<sup>4</sup> V : Vert

			humides = surfaces absorbantes
<b>SAVI :</b> <i>Soil Adjusted Vegetation Index</i>	$\frac{(PIR - R) * (1 + L)}{(PIR + R + L)}$  Avec $L^5 = 0.5$	Sensible à la couleur et brillance des sols, Minimise les influences de la luminosité du sol provenant des indices de végétation	-1<SAVI< 1 Plus la valeur est faible, plus la couverture végétale est faible
<b>MSAVI :</b> <i>Modified Soil Adjusted Vegetation Index</i>	$PIR + 0.5 - \frac{(0.5 * \sqrt{(2 * PIR + 1)^2 - 8 * (PIR - (2 * R))})}{2}$	Minimise les effets extérieurs, Rehausse mieux le signal issu de la végétation	-1<MSAVI < 1 Plus la valeur est faible, plus la couverture végétale est faible
<b>MSAVI2 :</b> <i>Modified Soil Adjusted Vegetation Index 2</i>	$\frac{(2 * (PIR + 1) - \sqrt{(2 * PIR + 1)^2 - 8 * (PIR * R)})}{2}$	Minimiser les effets extérieurs, Rehausse mieux le signal issu de la végétation.  Version amélioré de MSAVI	-1<MSAVI2 < 1 Plus la valeur est faible, plus la couverture végétale est faible
<b>RNDSI :</b> <i>Ration Normalized Difference Soil Index</i>	$RNDSI = \frac{NDSI}{NTC1}$  Avec $NDSI = \frac{NDSI - NDSI_{min}}{NDSI_{max} - NDSI_{min}}$ Et $NTC1 = \frac{TC1^6 - TC1_{min}}{TC1_{max} - TC1_{min}}$	Détecter les zones dépourvues de couvert + extraire le sol en milieu urbain et suburbain	RNDSI élevé : sol nu
<b>RIBS :</b> <i>Ratio Index for Bright Soil</i>	$RIBS = \frac{NDSI}{NTC1}$ Avec $NDSI = \frac{NDSI - NDSI_{min}}{NDSI_{max} - NDSI_{min}}$	Permet de distinguer un sol clair d'un sol brillant	Valeurs faible : sol brillant

<sup>5</sup>  $L = 0.5$  : facteur de correction de la luminosité des sols. Il caractérise le sol et son taux de recouvrement par la végétation. L prend la valeur de 0 dans les régions à très forte densité de végétation et 1 dans le cas contraire. Généralement, on prend la valeur de 0.5 (valeur par défaut) qui correspond bien à la plupart des situations.

<sup>6</sup> TC1 (Tasselled Cap – Brightness) :  $TCTsb_i = (0.3037 * b_{2blue}) + (0.2793 * b_{3green}) + (0.4743 * b_{4red}) + (0.5585 * b_{8NIR}) + (0.5082 * b_{10SWIR1}) + (0.1863 * b_{12SWIR2})$ .

Le calcul de cette variable fait l'objet d'une étude complète à lui seul, c'est la raison pour laquelle les valeurs ont été directement récupérées sur le site Index DataBase, A database for remote sensing indices (*The IDB Project, 2011-2019*).

	$\text{Et } NDSI = \frac{V-SWIR^7}{V+SWIR1}$ $\text{Et } NTC1 = \frac{TC1-TC1min}{TC1max-TC1min}$		Valeur fortes : plan d'eau, neige
<b>PIDS :</b> <i>Product Index for Dark Soil</i>	$PIDS = TC1 * NDVI$	Permet de distinguer les sols foncés des autres couvertures terrestres.	Valeur faible : sol foncé
<b>FILTRES</b>			
<b>Sobel</b>	Sur OTB : otbcli_EdgeExtraction	Calcule le gradient d'intensité de chaque pixel	Détection des contours d'une image
<b>LSD :</b> <i>Line Segment Detection</i>	Sur OTB : otbcli_LineSegmentDetection	- Calcule les lignes de gradient et de niveau de l'image, - Détecte les points alignés dans la région de support des lignes	Détection des contours droits d'une image

**Tableau 2** : Présentation des différents indices exploités dans cette étude (UVED) (SINERGISE) (Gao, 1996) (Deng et al., 2015) (OTB-Team, CNES, 2018a, 2018b) (Qiu et al., 2017) (Hanane, 2012).

Les images Pléiades ne disposant pas de bande SWIR (faible résolution spectrale), les indices RNSI, PIDS et RIBS associés n'ont en conséquence pu être calculés.

### *Etude des signatures spectrales et spatiales en multitemporel*

L'analyse s'est poursuivie par une comparaison des indices et filtres calculés précédemment, entre deux ou plusieurs images, à différentes dates, avant/après évènement, afin d'ajouter une information temporelle à l'analyse. Des profils spectraux et spatiaux ont été tracés selon des transects sélectionnés et cela pour chacun des aléas, pour chacun des indices et filtres, et pour les images avant évènement (05/10/2018) et après évènement (25/10/2018 et 25/10/2018).

Ceci a été possible uniquement pour les images Sentinel-2 qui bénéficient d'une fréquence de revisite tous les deux jours et d'un libre accès, contrairement aux images Pléiades qui d'une part sont la plupart du temps payantes (dans le cadre de certaines études scientifiques, elles sont à tarifs préférentiels bas) et qui d'autre part font l'objet de demandes particulières pour le téléchargement « au sol » de données. Cela étant, la programmation de l'acquisition (téléchargement) d'images Pléiades avant un phénomène météorologique important est difficile à anticiper avec un délai suffisant. C'est la raison pour laquelle de telles images n'ont pas été acquises avant l'évènement du 15 octobre 2018 sur lequel porte l'étude. La table suivante résume les images utilisées.

<sup>7</sup> SWIR (Short-Wave Infrared) : InfraRouge Court

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					

## Statistiques zonales

La prise en compte d'information spatiales, dites contextuelles et non limitées à des transects, a été testée pour comparer les indices spectraux. Pour cette raison, des statistiques de zones ont été réalisées en utilisant les données cadastrales sur le département de l'Aude (IGN) grâce à l'option « statistiques de zone » de la boîte à outils de QGIS. De cette manière, différentes statistiques ont été calculées sur différents « lots » de parcelles. L'idée étant d'étudier le comportement de l'ensemble des pixels à l'intérieur d'une même parcelle, pour un groupe de parcelles sélectionnées, pour un aléa donné, et ce afin de mettre en évidence d'éventuelles tendances ainsi qu'à déterminer si l'ensemble des parcelles pour un même aléa évolue de la même manière après un incident.

Pour ce faire, les étapes suivantes ont été réalisées :

Dans un premier temps, les statistiques de zones ont été calculées à partir des indices dérivés des images Sentinel-2, pour une sélection de quelques parcelles de la zone « test de sensibilité », pour chaque aléa (1 à 12 parcelles selon l'aléa considéré) afin d'élaborer les chaînes de traitement et d'identifier le potentiel de certains indices et/ou filtres à détecter un aléa donné, reconnu par photo-interprétation et, pour certains, par visite de terrain. Des parcelles « sans aléas » ont été considérées pour servir de référence. Les statistiques ont été calculées pour chacune des parcelles, avant et après évènement, pour bénéficier de l'information temporelle. Il y a ce stade une « détermination visuelle » des dommages aux parcelles à partir des images satellites. Cette démarche a été complétée par un deuxième jeu de parcelles pour porter l'effectif moyen par type d'aléa (érosion, dépôt, arrachage) à une trentaine afin de dégager des tendances statistiques.

Dans un second temps, les statistiques de zones ont été calculées sur toutes les parcelles déclarées sinistrées et exploitables sur la tuile satellite d'intérêt, soit 1119 parcelles. Les déclarations de calamités agricoles n'indiquant pas le type d'aléa, des premières statistiques ont été réalisées tous les aléas confondus. Après quoi, une trentaine de parcelles (déclarées de degrés 4 et 5 principalement et par aléa) ont été photo-interprétées puis sélectionnées pour définir un deuxième lot d'échantillon permettant une analyse par type d'aléas et facilitant l'interprétation des résultats. 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. *Équation ci-dessous, aussi appelé 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. *Équation ci-dessous*). La normalisation de cet indicateur par la somme des valeurs d'état dans une même parcelle, avant et après l'évènement perturbateur (pluies d'octobre 2018) permet de réduire le « bruit ». C'est le principe utilisé pour les indices NDVI et NDWI par exemple.

$$\text{Différence relative} = \frac{V \text{ ap. évènement} - V \text{ av. évènement}}{V \text{ av. évènement}}$$

$$\text{« Pente »} = \frac{Av - Ap}{Av + Ap}$$

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 suivant résume les combinaisons qui ont été évaluées.

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

### *Dégradation de la résolution spatiale des images Pléiades*

Afin de déterminer la résolution spatiale à partir de laquelle la détection des différents aléas est possible, les résolutions spatiales des images Pléiades ont été dégradées manuellement sur le logiciel ENVI 4.7 par la méthode « pixel aggregate » à 1 m, 2 m, 3 m, 4 m et 10 m pour l'aléa « dépôts », simulant ainsi une des images satellites à plus basse résolution spatiale.

### *Synoptique des étapes de traitement*

La mise en forme des données brutes et leur usage après définition des zones d'études basées sur la caractérisation terrain ou par photo-interprétation est résumé dans le schéma suivant.

### Organigramme méthode de travail

#### Récupération des données à disposition :

Images Pléiades (50cm de résolution spatiale)  
Images Sentinel-2 (10m de résolution spatiale)



#### Délimitation des zones d'étude :

Zone test statistique dans l'Aude (22 km<sup>2</sup>) – de 12 à 30 parcelles étudiées  
Zone étendue dans l'Aude (2100 km<sup>2</sup>) – 1119 parcelles étudiées



#### Prétraitement des images

Ré-échantillonnage  
Concaténation des bandes  
Subset  
Conversion des images en réflectance (Sentinel-2) et luminance (Pléiades)  
Application de masque de nuage



#### Traitement des images

Analyse des signatures spatiales et spectrales des images selon des transects  
Analyse des signatures spatiales et spectrales des filtres et indices associés selon des transects  
Statistiques zonales (à partir de données cadastrales)  
Dégradation de la résolution spatiale des images Pléiades



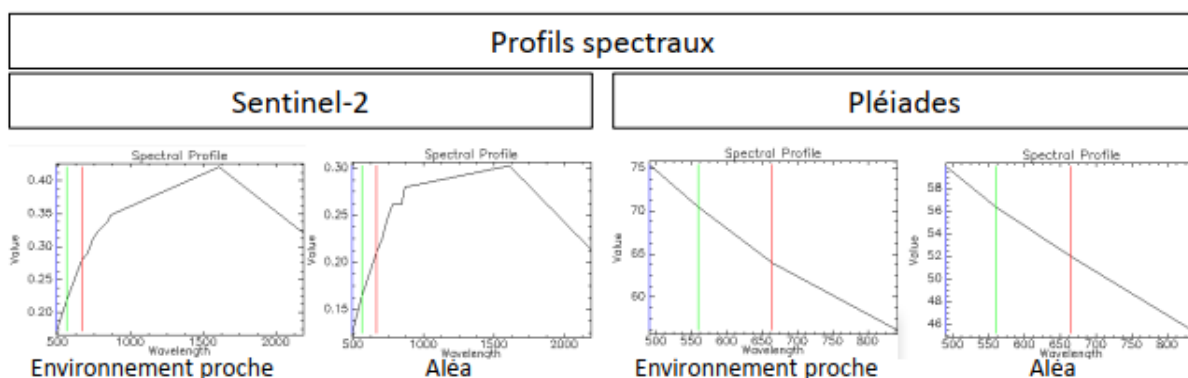
# Partie 2 : Résultats et discussion

## k) Résultats des analyses de télédétection

### *Etude des signatures spectrales – selon transect - et spatiales à un instant T*

La photo-interprétation réalisée au début de l'étude afin de définir la zone test a montré que les 3 types d'aléas considérés sont facilement identifiables par photo-interprétation sur l'image Pléiades (érosion, dépôts, arrachage) (cf Figure 1).

L'objectif est maintenant de les détecter en analysant l'image avec des méthodes de télédétection. Il s'agit tout d'abord de vérifier si ces aléas sont caractérisés par un comportement spectral particulier qui permettrait de les détecter. Pour cela, les signatures spectrales des pixels localisés sur et à côté de l'aléa ont été extraites (cas de l'érosion présenté en figure 2). Cette comparaison entre la signature spectrale des aléas et celle de leur environnement proche le long d'un transect a montré que ces dernières étaient quasiment identiques avec seulement un changement d'intensité. La détection des aléas en utilisant uniquement l'information spectrale à un instant donné est donc très difficile (cf. Figure 2). L'utilisation de données plus résolue spectralement, telle que des données hyperspectrales, pourrait peut-être apporter une information facilitant la distinction des aléas, mais ce type de données n'est malheureusement pas disponible pour cette étude.



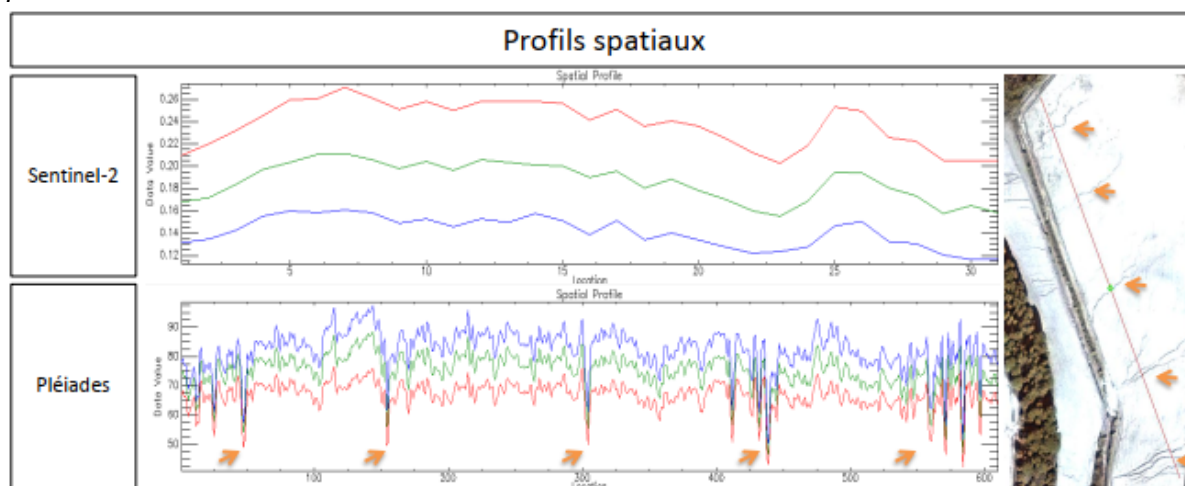
**Figure 2 :** Profils spectraux de l'aléa érosion et de son environnement proche à partir d'images Sentinel-2 (daté du 23/10/2018) et Pléiades (03/11/2018).

Les résultats constatés pour les aléas « dépôt » et « arrachage » sont présentés en annexe 9.

La figure 3 illustre quant à elle la réflectance mesurée dans les bandes bleue, verte et rouge le long d'un transect tracé en travers d'une parcelle présentant des marques d'érosion (à droite de la figure). Des variations de réflectance (Sentinel-2) et luminance (Pléiades) présentes sur ces profils spatiaux sont clairement visibles. Elles traduisent les changements d'intensité évoqués précédemment. Ces variations sont beaucoup plus marquées sur l'image Pléiades qui présente une résolution spatiale nettement plus haute que l'image Sentinel-2. Pour l'aléa « érosion », de nombreux pics bien marqués figurent sur les images Pléiades contrairement aux images Sentinel-2. Ces changements d'intensité

peuvent s'expliquer par les ombres au sol ou l'humidité plus importante à l'intérieur des profondes ravines. En ce qui concerne les dépôts de sédiments, ils sont à l'origine de formation blanchâtre, spectralement similaires à du sol nu ce qui engendre une augmentation de l'albédo et donc de la valeur de réflectance/luminance. Il en est de même pour l'aléa « arrachage » dont le sol à l'origine végétalisé se retrouve en totalité ou partiellement en sol nu (cf. Annexe 10).

Cette analyse a démontré l'importance de rajouter du contexte afin d'expliquer les variations d'intensité visibles sur les profils spatiaux et spectraux.



**Figure 3 :** Profils spatiaux de l'aléa érosion et de son environnement proche à partir d'image Sentinel-2 (daté du 23/10/2018) et Pléiades (03/11/2018).

#### Points récapitulatifs :

- Signature spectrale des aléas et de leur environnement quasiment identique montrant un changement d'intensité uniquement.
- Difficulté de détection des aléas en utilisant seulement l'information spectrale.
- Aléas érosion clairement visibles sur les images Pléiades uniquement.

### Tests des indices et filtres relevés dans la littérature

Même si l'utilisation de l'information spectrale seule semble limitée pour la détection des aléas, différents indices spectraux et filtres connus pour mettre en avant les variations de la couverture du sol (cf. Tableau 3) ont été calculés. Il s'agit de vérifier si combiner les valeurs des différentes bandes permettrait de faire ressortir les pixels correspondant à une zone touchée par un des trois aléas. Les indices et filtres testés, présentés dans le tableau 3 ci-dessous ont tout d'abord été calculés pour une date donnée, au plus proche après l'évènement.

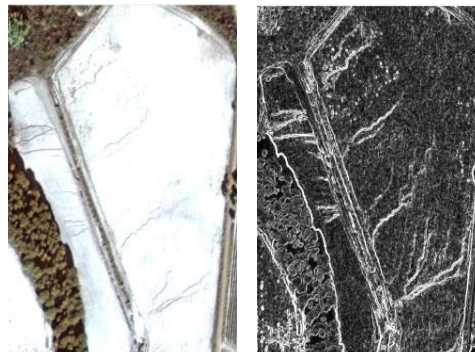
Indices et filtres testés										
NDVI	NDWI	IB	SAVI	MSAVI	MSAVI2	RIBS	PIDS	RNDSI	Sobel	LSD

**Tableau 3 :** Listes des indices utilisés pour l'analyse spatiale et spectrale des indices appliqués aux images Pléiades (03/11/2019) et Sentinel-2 (23/10/2019).

tableau 3, à la date la plus proche de l'évènement s'est également révélée infructueuse. De la même

manière que précédemment, les profils spectraux dans et autour des aléas sont trop similaires pour être dissociés, tandis que les transects mettent en évidence des variations d'intensités qui, par manque de contexte, ne peuvent expliquer la raison de ce changement et ainsi la présence d'un aléa en particulier (cas de l'érosion en Annexe 11).

L'aléa érosion étant essentiellement caractérisé 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, mais ne traduisent pas la présence de l'aléa. (cf. Annexe 12).



**Figure 4** : Image Pléiades (03/11/2018) en « vraie couleur » (gauche) et filtre Sobel associé (droite)

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. Figure 4), ce ne sont cependant pas les seuls éléments détectés. Ceci se traduit par des pics clairement visibles sur les profils spatiaux (cf. Annexe 12), mais qui se confondent néanmoins avec de nombreux autres pics légèrement moins marqués. 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.).

Le filtre LineSegmentDetection (LSD) s'est quant à lui révélé inadapté dans la mesure où il ne détecte que les contours droits. Seules les parcelles de vignes ont bien été mises en évidence par celui-ci (cf. Annexe 12).

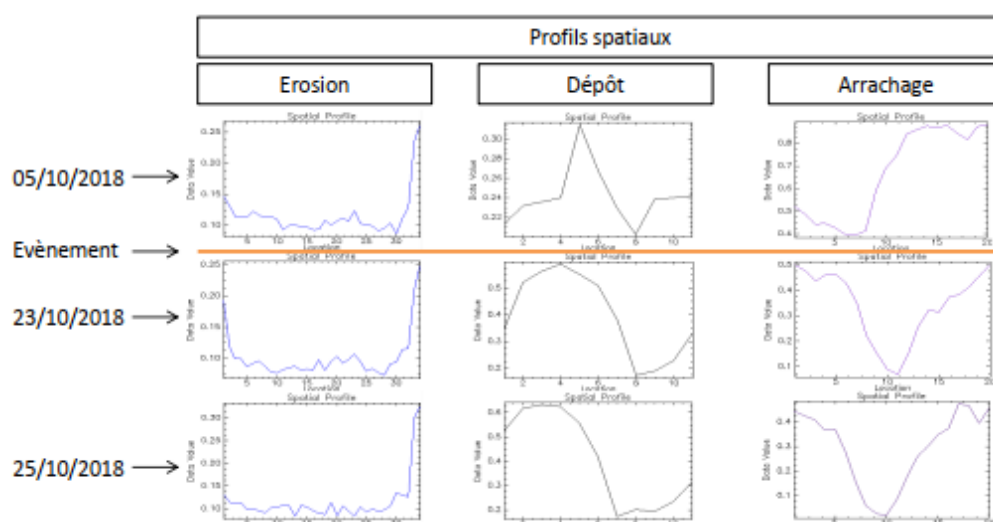
Cette analyse a confirmé que l'information spectrale seule n'est pas suffisante à la détection des aléas. L'ajout de la temporalité a donc été exploité afin d'expliquer les variations d'intensité visibles sur les profils. Il faut cependant considérer que le choix des transects peut induire un biais non négligeable avec si peu de parcelles.

**Points récapitulatifs :**

- Pas de détection possible des aléas à partir des indices spectraux calculés à une date donnée uniquement.
- Nécessité d'ajouter de la temporalité et/ou du contexte pour détecter les aléas.
- Filtre LSD inadapté à l'étude
- Filtre Sobel prometteur notamment dans la détection de l'aléa érosion

## Etude des profils spectraux et spatiaux en multitemporel

L'information spectrale seule n'étant pas suffisante pour détecter les aléas, une analyse similaire à la précédente a été réalisée avec ajout cette fois-ci de l'aspect temporalité. Quelques indices ont été sélectionnés en comparant les signatures avant et après évènement. Cette analyse n'a été possible qu'avec les images Sentinel-2 dont la fréquence d'acquisition a permis la récupération d'images pré-évènement. Un changement lié aux aléas dans le profil spatial a pu être observé pour quelques indices et filtre après évènement (cf. Figure 5 et Annexe 13), néanmoins pour les mêmes raisons que précédemment aucune conclusion n'a pu être tirée (signature spectrale de l'aléa trop similaire à celle de l'environnement proche, simple changement d'intensité).



**Figure 5 :** Profils spatiaux associés à l'indice NDVI à partir d'images Sentinel-2 (datées du 05/10/2018 (av. évènement), 23/10/2018 et 25/10/2018 (ap. évènement)).

Les résultats présentés en figure 5 à titre d'exemple montrent que le filtre NDVI ne met pas en évidence un changement dû à l'érosion, les profils sont sensiblement les mêmes, avant et après évènement. Au contraire, les profils des aléas « dépôt » et « arrachage » mettent clairement en évidence un changement après évènement. Bien que ce changement soit visible, il est difficile de l'isoler de l'image. Il est donc crucial d'ajouter une information contextuelle à l'analyse. L'apport d'information sur le contexte pourrait également aider à la détection des aléas « dépôt » et « arrachage », difficilement identifiable sur les images, autrement que par photo-interprétation.

### Points récapitulatifs :

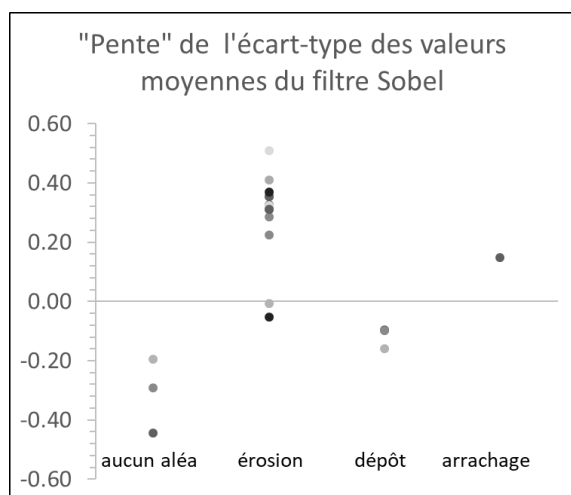
- L'aléa « arrachage » est détectable grâce aux calculs d'indices avant/après.
- La différence calculée à partir des indices avant/après évènement pour les aléas « érosion » et « dépôt » ne permet pas une détection claire sur les images Sentinel-2.
- Nécessité d'ajouter du contexte pour améliorer la détection.
- Indices qui semblent réagir à un changement avant/après évènement : filtre Sobel, NDVI, NDWI, IB, SAVI, RIBS, PIDS, RNSI.
- L'information temporelle aide à la détection, mais est limitée ici par la résolution spatiale.

A partir de ces résultats, les indices et filtres suivants ont été retenus pour l'analyse contextuelle : filtre Sobel, NDVI, NDWI, IB, SAVI, RIBS, PIDS et RNDI (cf. Annexe 13).

## Statistiques zonales

### *Jeu de données du test de sensibilité*

L'information contextuelle a été introduite en passant de l'échelle du pixel à celle de la parcelle, grâce à l'utilisation de données vectorielles du cadastre, toujours pour les images Sentinel-2 afin de conserver l'information temporelle. L'idée est d'étudier le comportement de l'ensemble des pixels à l'intérieur d'une même parcelle pour un groupe de parcelles sélectionnées pour un aléa donné, en utilisant différentes valeurs statistiques. Cette approche cherche à identifier d'éventuelles tendances et à déterminer statistiquement si l'ensemble des parcelles pour un même aléa évolue de la même manière après incident. Bien que les statistiques de zones réalisées initialement sur 1 à 12 parcelles selon l'aléa considéré ne soient pas statistiquement représentatives en raison du très faible nombre d'échantillons par aléa (effectifs : sans aléa=3 ; érosion=12 ; dépôt=3 ; arrachage=1), elles ont permis de pré-identifier les indices pouvant potentiellement mettre en évidence un changement en fonction de l'aléa pour les images Sentinel-2. Comme présenté dans la figure 6, la « pente » entre les moyennes de Sobel, avant et après évènement, illustre une tendance pour l'aléa érosion à présenter des valeurs positives comprises principalement entre autour de 0.25 .



**Figure 6 :** Comparaison des distributions des différences des valeurs moyennes par type d'aléa pour les images Sentinel-2

Tandis que les parcelles concernées par l'aléa «dépôts» sont légèrement négatives. On s'interroge ici sur le fait de ne pas trouver des valeurs nulles pour les parcelles sélectionnées par photo-interprétation avec « aucun aléa » car par définition la « pente » calculée est nulle en l'absence de changement. Cela traduit soit une mauvaise identification de l'absence d'aléa dans les parcelles, soit une dérive du gradient d'intensité des pixels (voir définition du filtre Sobel dans le Tableau 2) entre deux dates, soit les deux. Les résultats pour tous les indices et filtres testés avec ce jeu de données réduit sont reportés dans la table de la figure 7.

Sur le jeu test de sensibilité, les indices RIBS et RNDI se sont révélés infructueux présentant des valeurs très similaires avec et sans aléa, de même qu'entre les aléas, et ce, quelle que soit la métrique utilisée (« pente » ou différence relative). Ils ont donc été retirés de la suite de l'étude. Finalement, les indices et filtres sensibles retenus en première approche sont les suivants :

Aléas - Indices testés	Erosion	Dépôts	Arrachage
NDVI	X	X	O (mean/med (<0))
Sobel(otb)	O (>>0)	O (<0)	O (>>0)
NDWI	x (< 0)	x (> 0)	x (< 0)
IB	O (st-dev (>0))	X	X
SAVI	x (> 0)	x (> 0)	x (< 0)
RIBS	X	X	X
PIDS	x (> 0)	x (> 0)	x (< 0)
RNSI	X	X	X

- X Pas de mise en évidence de l'aléa
- O Mise en évidence de l'aléa
- x Faible variation entre les différents aléas mais changement de signe pour un aléa donné

**Figure 7 :** Capacité des « pentes » des indices à détecter les différents aléas à partir des images Sentinel-2

L'indice qui a présenté une différence relative très importante est le NDVI avec une moyenne négative de -0.52 pour les parcelles identifiées en « arrachage ». Concernant le NDWI des parcelles sinistrées, seules les « pentes » des moyennes et des médianes de l'aléa « dépôt » apparaissent positives. Néanmoins, elles présentent des valeurs similaires aux parcelles sans aléa. De plus, la différence relative de la variance de NDWI pour les parcelles en « érosion » et « dépôts » présente des valeurs très élevées (0.66 pour l'érosion et 0.78 pour les dépôts). L'indice de brillance a présenté quant à lui une différence relative de son écart type très fort (0.84) pour l'érosion. Il présente également des valeurs de moyenne et médiane positive pour le même aléa. Les parcelles « arrachage » semblent présenter pour les indices SAVI et PIDS des valeurs négatives, contrairement aux autres aléas pour les mêmes indices. Enfin, le filtre Sobel a mis en évidence une pente fortement positive pour les aléas « érosion » et « arrachage » quelle que soit la statistique. Pour ces deux aléas, il présente une valeur relative moyenne de 0.60 contre -0.08 pour les parcelles sans aléas et -0.10 pour les dépôts.

Ainsi, les statistiques sur le jeu test de sensibilité à partir des images Sentinel-2 avant et après ont mis en évidence le potentiel du filtre Sobel qui semble réagir à tous les aléas. Le NDVI semble pertinent dans la détection de l'arrachage tandis que l'IB serait sensible à l'aléa « érosion ».

Le même test a été effectué sur les images Pléiades, utilisant cependant 2 dates après évènement. Dans ce cas, seul l'aléa « arrachage » a semblé réagir aux statistiques zonales sur les images Pléiades, avec une détection par les indices NDVI, NDWI et SAVI. Ainsi, les images Pléiades paraissent peu adaptées à cette approche en raison du manque d'image avant évènement.

**En conclusion, le jeu test a permis de détecter que :**

**Pour Sentinel-2**

- Les indices RIBS et RNDSI sont inadaptés à cette approche.
- Le filtre Sobel présente un certain potentiel dans la détection de chacun des aléas.
- IB semble adapté à la détection de l'aléa érosion
- NDVI semble adapté à la détection de l'arrachage

**Pour Pléiades**

- Détection de l'aléa « arrachage » grâce aux indices NDVI, NDWI et SAVI

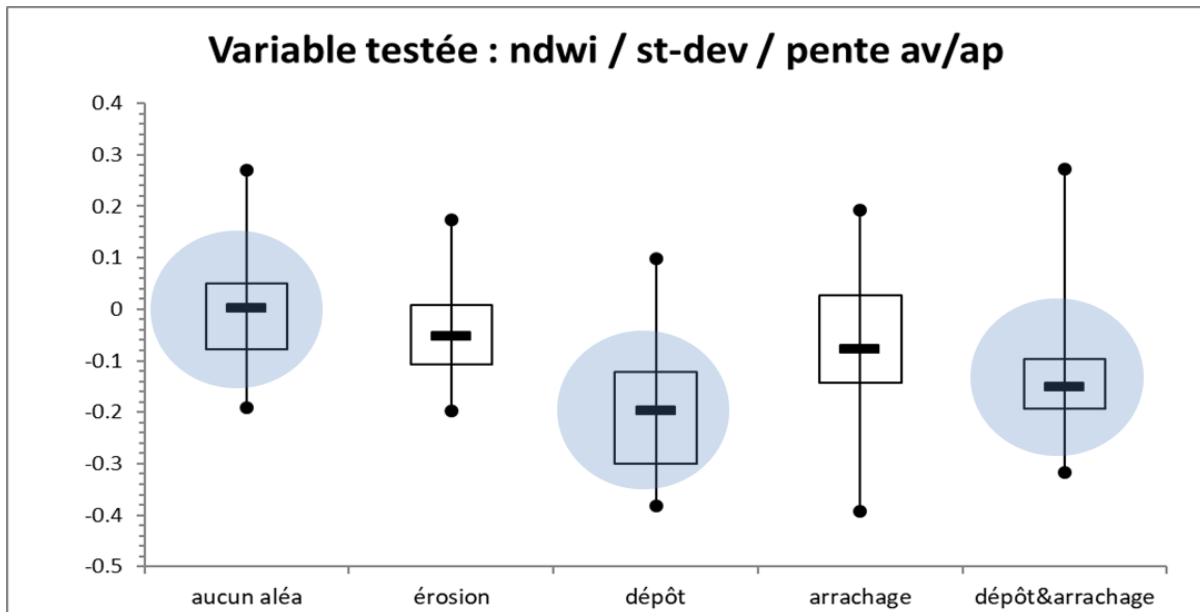
*Jeu de données « statistique »*

Un jeu de données étoffé a ensuite été constitué pour accéder à des tendances statistiques. Il est composé de parcelles distribuées comme indiqué dans la table de la figure 8. Les 32 parcelles avec aucun aléa ont été sélectionnées après croisement de leur occupation du sol (culture et ou vigne) et de l'absence de déclaration en calamités agricoles. Les aléas ne sont pas toujours distincts dans les parcelles et l'on a retenu 12 parcelles avec aléas combinés dépôt et arrachage. La table 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.

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

Figure 8 : table des caractéristiques des parcelles sélectionnées

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. La table de la figure 9 synthétise les probabilités 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 à différencier une parcelle avec aléa d'une parcelle sans aléa mais aussi à distinguer des types d'aléas entre eux. A titre d'exemple, la figure 9 illustre la capacité de la pente de l'écart type de l'indice ndwi à distinguer l'aléa « dépôt » et l'aléa « dépôt&arrachage » de l'absence d'aléa entre les parcelles concernées. La table associée montre que l'on peut aussi distinguer entre eux les aléas « dépôt » et « érosion » ainsi que « dépôt » et « arrachage ». Par contre « dépôt&arrachage » et « dépôt » ne sont pas distingués, en tous les cas à partir de ce jeu « statistique ».



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					

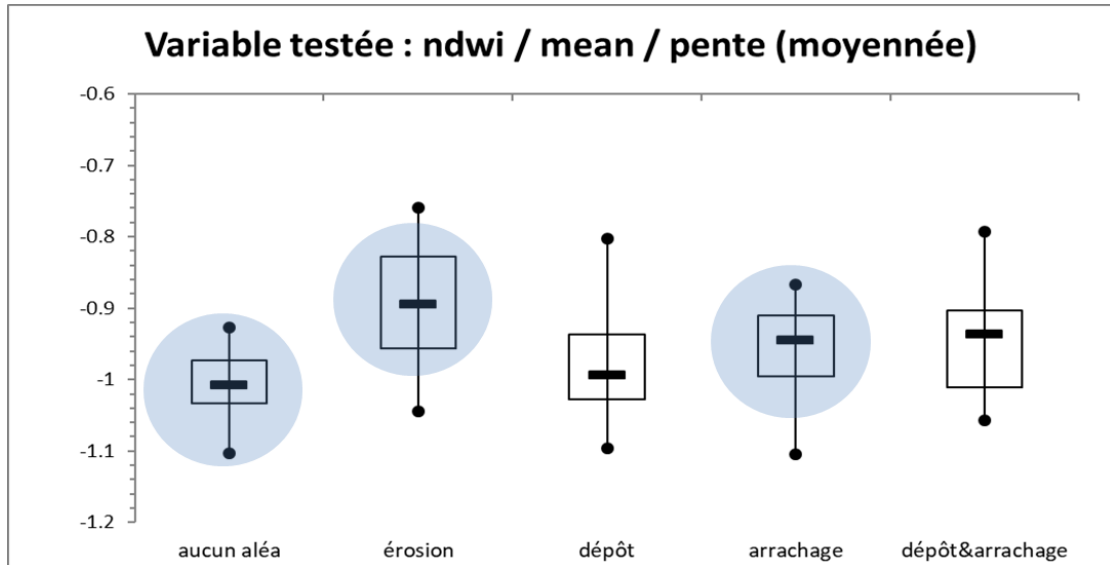
**Figure 9** : Graphique illustrant les distributions de la métrique pente de l'écart type de l'indice ndwi selon les différents types d'aléas (à partir d'images Sentinel-2).

Les figures suivantes montrent quels sont les indices sensibles pour les différents aléas sélectionnés.

La figure 10.1 montre une autre métrique de l'indice ndwi 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 il 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 (cf. table des dates, p19).

La figure 10.2 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.

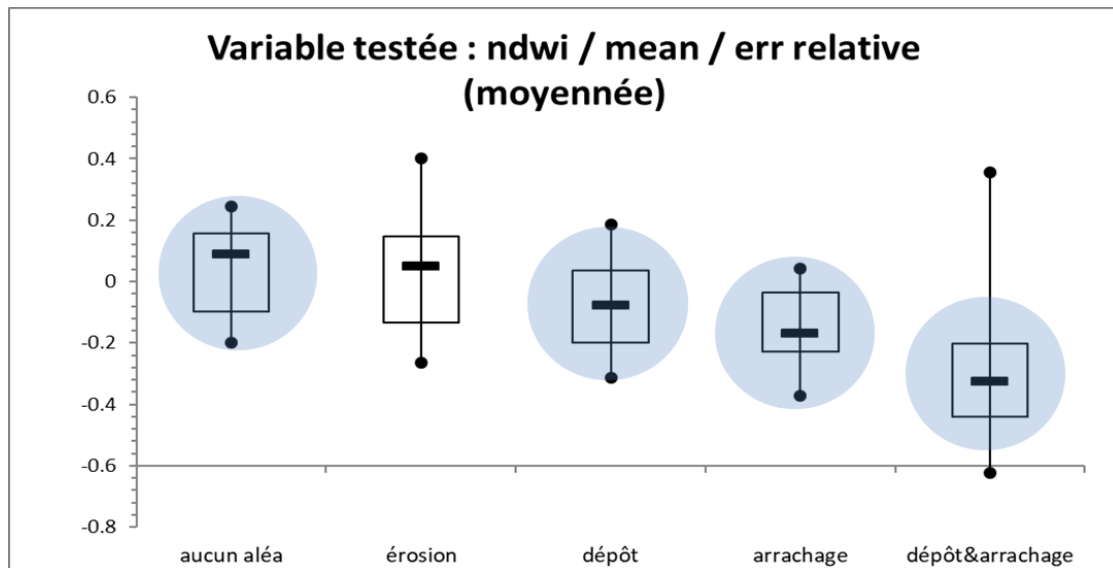




Variable testée : ndwi / mean / pente (moyennée) au seuil bilatéral = 0.05

	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					

Figure 10.1 : Graphique illustrant les distributions de la métrique pente moyennée de la moyenne de l'indice ndwi selon les différents types d'aléas (à partir d'images Sentinel-2).

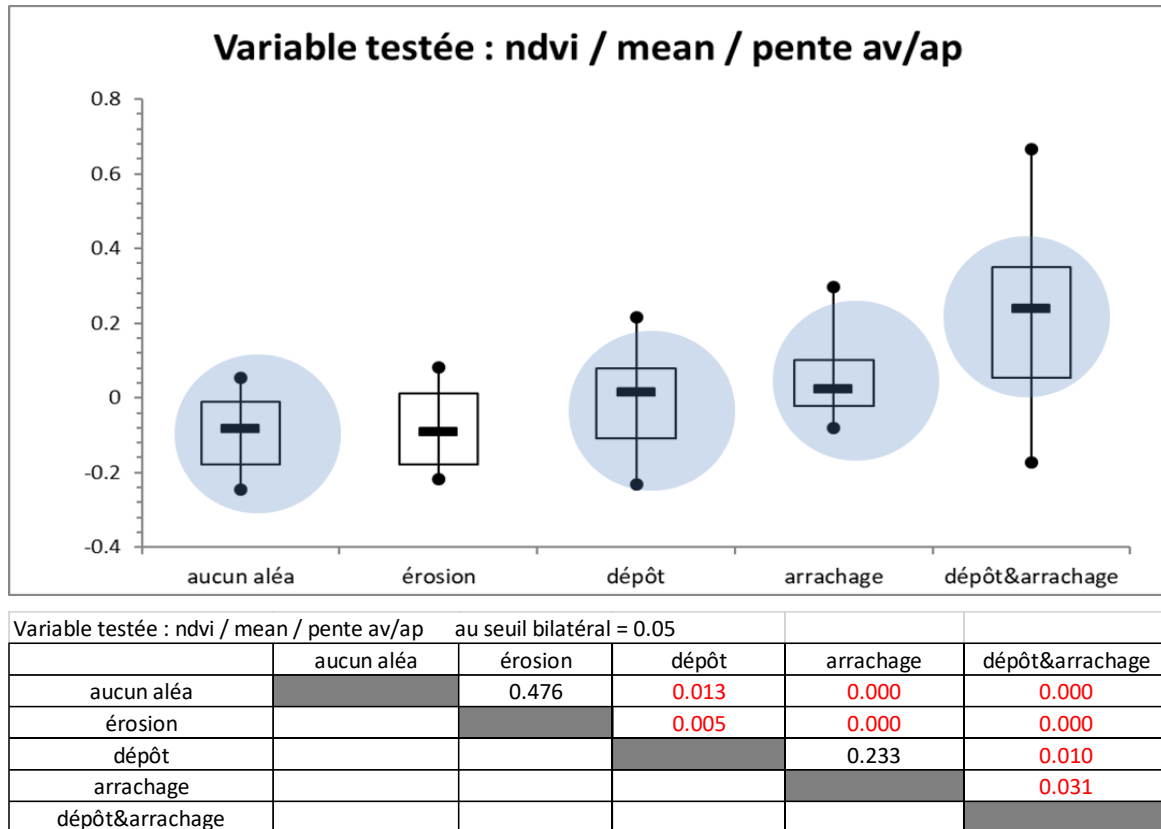


Variable testée : ndwi / mean / err relative (moyennée) au seuil bilatéral = 0.05

	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					

Figure 10.2 : Graphique illustrant les distributions de la métrique erreur relative moyennée de la moyenne de l'indice ndwi selon les différents types d'aléas (à partir d'images Sentinel-2).

La figure 10.3 montre une métrique de l'indice ndvi qui apporte la même capacité de discrimination que celle de la figure 10.2. Cependant elle n'utilise qu'une image avant et une image après l'événement des pluies intenses. Elle semble être plus sensible.



**Figure 10.3 :** Graphique illustrant les distributions de la métrique pente de la moyenne de l'indice ndvi selon les différents types d'aléas (à partir d'images Sentinel-2).

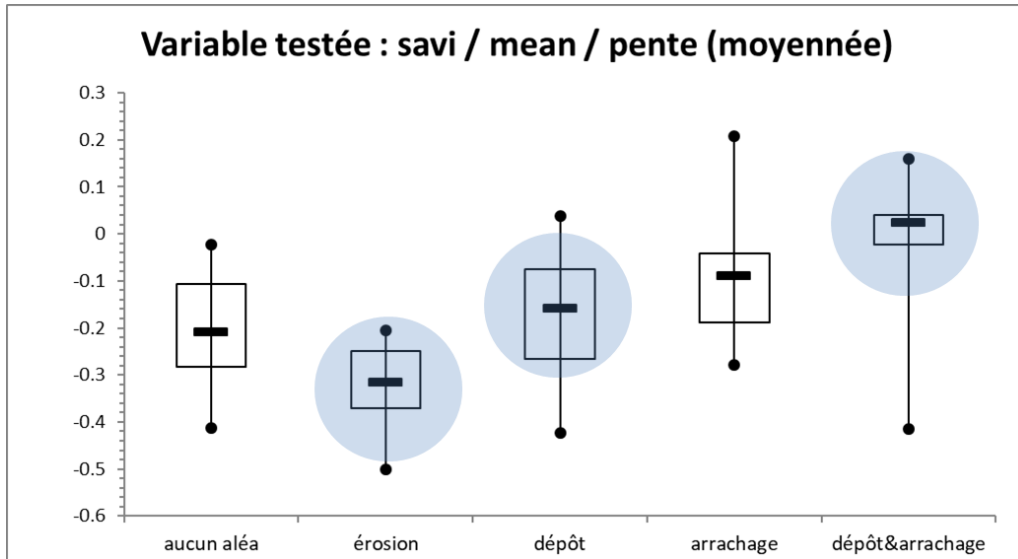
Dans la suite nous regardons les métriques qui permettent une différenciation entre les 4 types d'aléas.

La figure 10.4 montre l'intérêt de de l'indice SAVI pour différencier 3 types d'aléas parmi les 4.

La figure 10.5 donne un résultat proche à 10.4 mais ici pour l'indice PIDS.

La figure 10.6 montre la capacité de l'indice IB à différencier les aléas arrachage avec dépôt&arrachage avec une probabilité de 1%. On retrouve cette capacité dans 10.3 mais avec une probabilité de 3%.

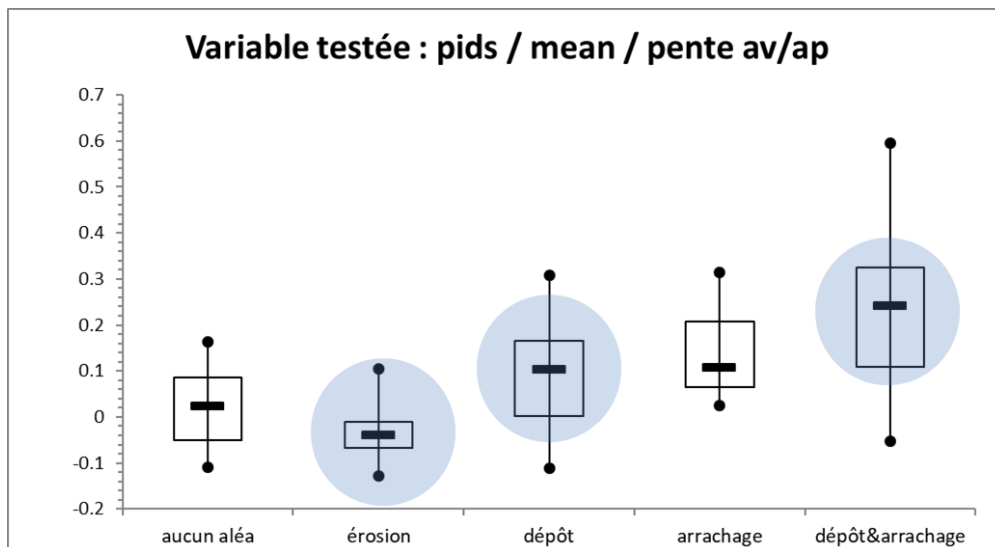
La figure 10.7 montre une capacité de l'indice IB à différencier dépôt et arrachage avec une probabilité de 2/1000.



Variable testée : savi / mean / pente (moyennée) au seuil bilatéral = 0.05

	aucun aléa	érosion	dépôt	arrachage	dépôt&arrachage
aucun aléa		0.000	0.208	0.005	0.001
érosion			0.000	0.000	0.000
dépôt				0.148	0.005
arrachage					0.066
dépôt&arrachage					

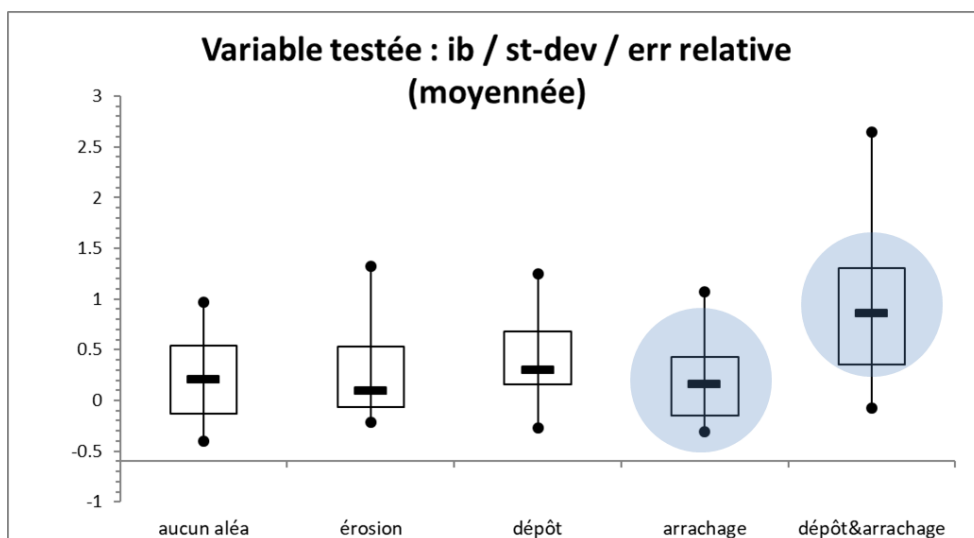
**Figure 10.4 :** Graphique illustrant les distributions de la métrique pente moyennée de la moyenne de l'indice ndvi selon les différents types d'aléas (à partir d'images Sentinel-2).



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

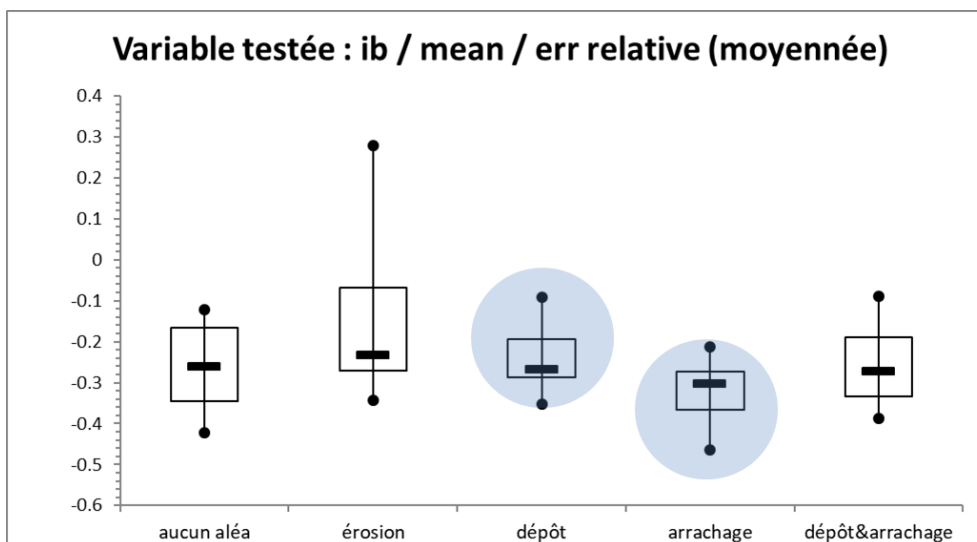
	aucun aléa	érosion	dépôt	arrachage	dépôt&arrachage
aucun aléa		0.013	0.035	0.000	0.000
érosion			0.000	0.000	0.000
dépôt				0.300	0.025
arrachage					0.105
dépôt&arrachage					

**Figure 10.5 :** Graphique illustrant les distributions de la métrique pente av/ap de la moyenne de l'indice pids selon les différents types d'aléas (à partir d'images Sentinel-2).



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					

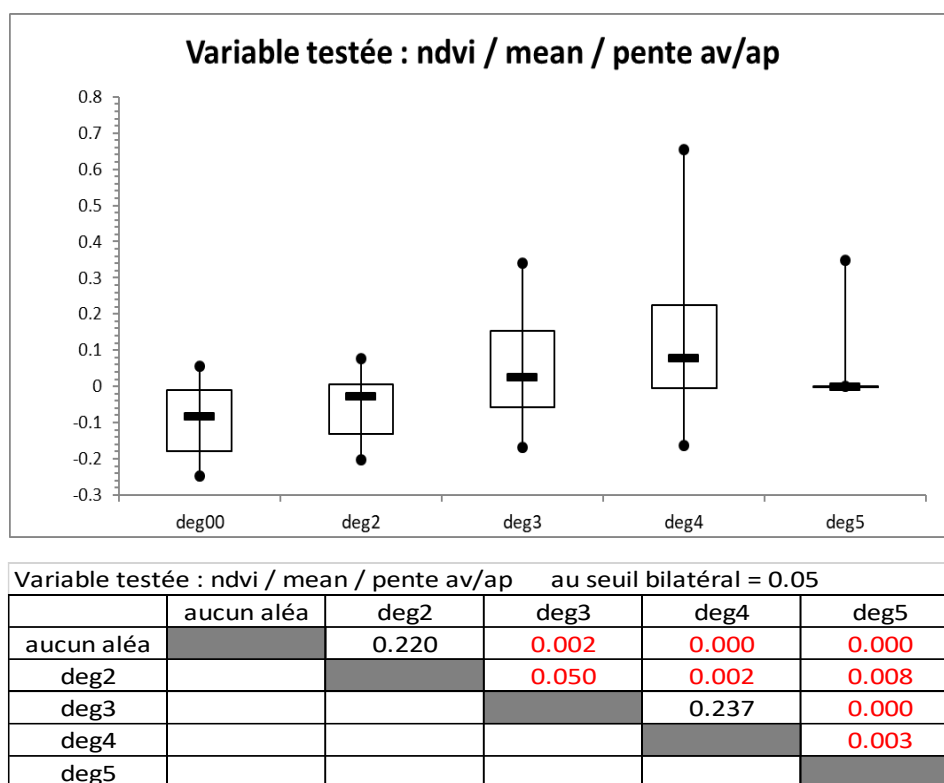
Figure 10.6 : Graphique illustrant les distributions de la métrique erreur relative sur l'écart-type de l'indice IB selon les différents types d'aléas (à partir d'images Sentinel-2).



Variable testée : ib / mean / err relative (moyennée)		au seuil bilatéral = 0.05			
	aucun aléa	érosion	dépôt	arrachage	dépôt&arrachage
aucun aléa		0.027	0.678	0.028	1.000
érosion			0.525	0.003	0.460
dépôt				0.002	0.555
arrachage					0.113
dépôt&arrachage					

Figure 10.7 : Graphique illustrant les distributions de la métrique erreur relative sur l'écart-type de l'indice IB selon les différents types d'aléas (à partir d'images Sentinel-2).

On peut se poser la question de l'influence du degré de dommage sur les indices. Ce degré varie de 0 à 5 pour les vignes et les pertes de fonds dans les déclarations de calamités agricoles. Il faut cependant noter l'absence de degré 1 dans notre échantillon. Il y a sans doute une difficulté terrain à différencier le degré 1 du degré 2. Les figures 10.8, 10.9 et 10.10 illustrent les différentes tendances constatées selon les indices et quand au moins 7 comparaisons sur les 10 possibles (cf. tables des tests associées) sont considérées significativement différentes au seuil de 5%.



**Figure 10.8 :** Graphique illustrant les distributions de la métrique erreur relative sur l'écart-type de l'indice IB selon les différents types d'aléas (à partir d'images Sentinel-2).

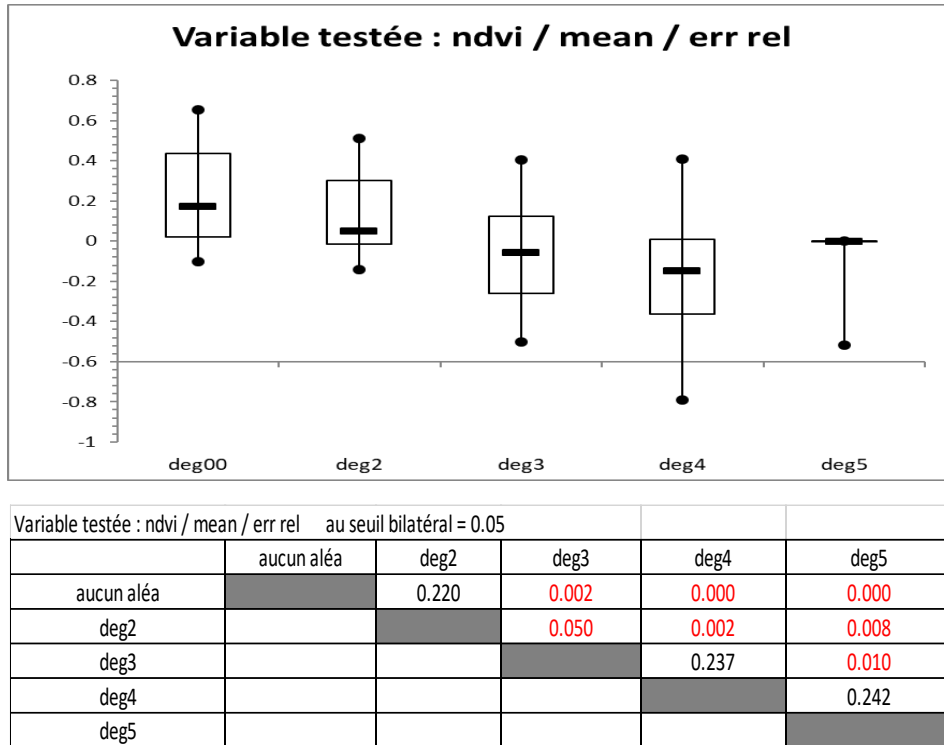
La figure 10.8 montre une tendance globale positive avec une la pente de la moyenne du ndvi en fonction du degré croissant du niveau d'impact.

La figure 10.9 montre une tendance globale négative avec l'erreur relative de la moyenne du ndvi en fonction du degré croissant du niveau d'impact.

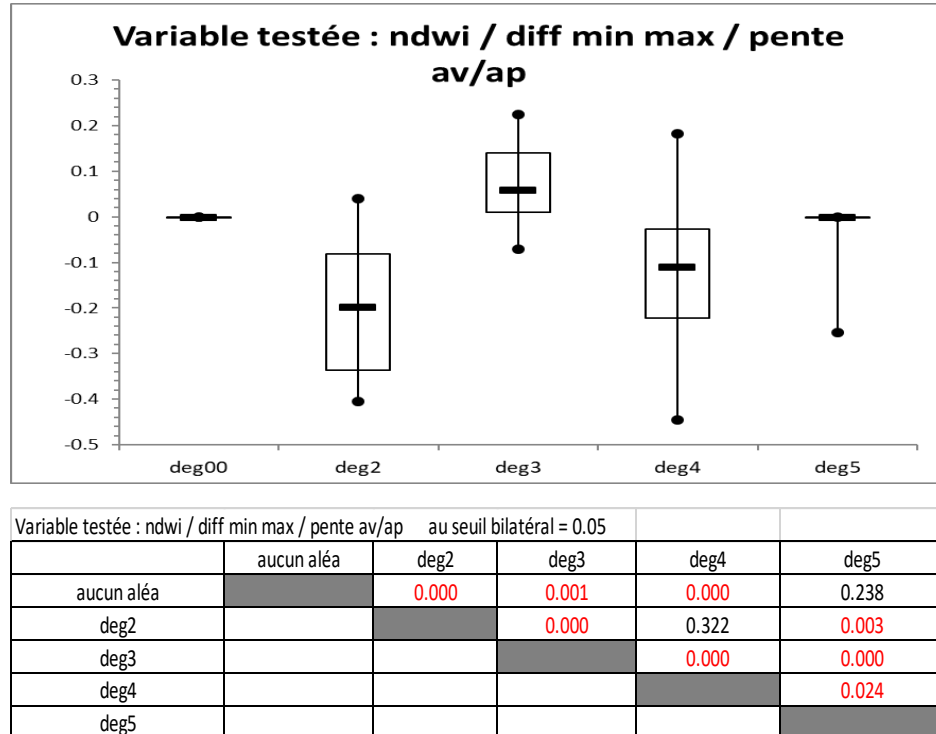
La figure 10.10 ne montre pas de tendance globale avec le degré croissant du niveau d'impact.

Ces comportements différents des indices, en particuliers ceux qui sont globalement corrélés au degré de d'impact sur les parcelles constituent des pistes intéressantes à fouiller pour améliorer le caractère discriminant et imaginer des combinaisons ou de nouveaux indices plus performants.

L'utilisation de méthodes de discrimination et de hiérarchisation sera explorée dans la suite de ce travail d'investigation.



**Figure 10.9 :** Graphique illustrant les distributions de la métrique erreur relative sur l'écart-type de l'indice IB selon les différents types d'aléas (à partir d'images Sentinel-2).



**Figure 10.10 :** Graphique illustrant les distributions de la métrique erreur relative sur l'écart-type de l'indice IB selon les différents types d'aléas (à partir d'images Sentinel-2).

## *Retour sur le jeu de données « statistique »*

Sur le plan des données traitées, il est possible que des biais aient été introduits à différentes étapes de l'analyse.

D'une part lors de la réalisation de la photo-interprétation des parcelles constituant le lot d'échantillonnage. En effet, la dissociation entre les aléas « arrachage » et « dépôts » n'a pas été toujours évidente, il est possible que des erreurs aient été commises. De plus, pour des raisons de poids d'échantillonnage, certaines parcelles présentant les trois aléas ont tout de même été sélectionnées brisant donc l'interprétation par aléas. A cela s'ajoute le nombre relativement faible d'échantillons.

D'autre part, dans la mesure où les images Pléiades sont datées du 03/11/2018 soit 19 jours après la catastrophe, il est possible que certaines parcelles sinistrées aient été remises en états puis sélectionnées pour la constitution de l'échantillon « aucun aléa ». Enfin, les parcelles définies par le cadastre présentent des contours qui regroupent parfois plusieurs occupations du sol différentes, c'est pourquoi il est plausible qu'une variation décelée pour un indice donné ait été induite par un changement d'occupation du sol, indépendamment de l'apparition de l'aléa. L'utilisation de données parcellaires plus précises ainsi que des masques permettrait certainement d'affiner cette analyse.

Bien que l'analyse statistique initiale par aléa, réalisée sur un nombre restreint de parcelles n'ait pas été statistiquement significative, elle a permis de mettre évidence les différences de reproductibilité qu'il peut y avoir entre une même analyse réalisée sur deux lots d'échantillon de taille différente. En effet, les indices qui semblaient réagir à certains aléas sur le petit lot d'échantillon ne sont pas nécessairement ceux qui ont été mis en évidence lors de l'analyse avec le lot d'une trentaine d'aléas par échantillon.

Finalement, les mêmes statistiques ont été appliquées sur deux images Pléiades post-événement (datées d'octobre 2018 et de février 2019), afin de détecter l'effet d'une éventuelle différence dans la repousse de la végétation qui permettrait une meilleure détection des aléas. Quel que soit l'indice ou le filtre, aucune évolution significative n'a été décelée pour les parcelles sinistrées.

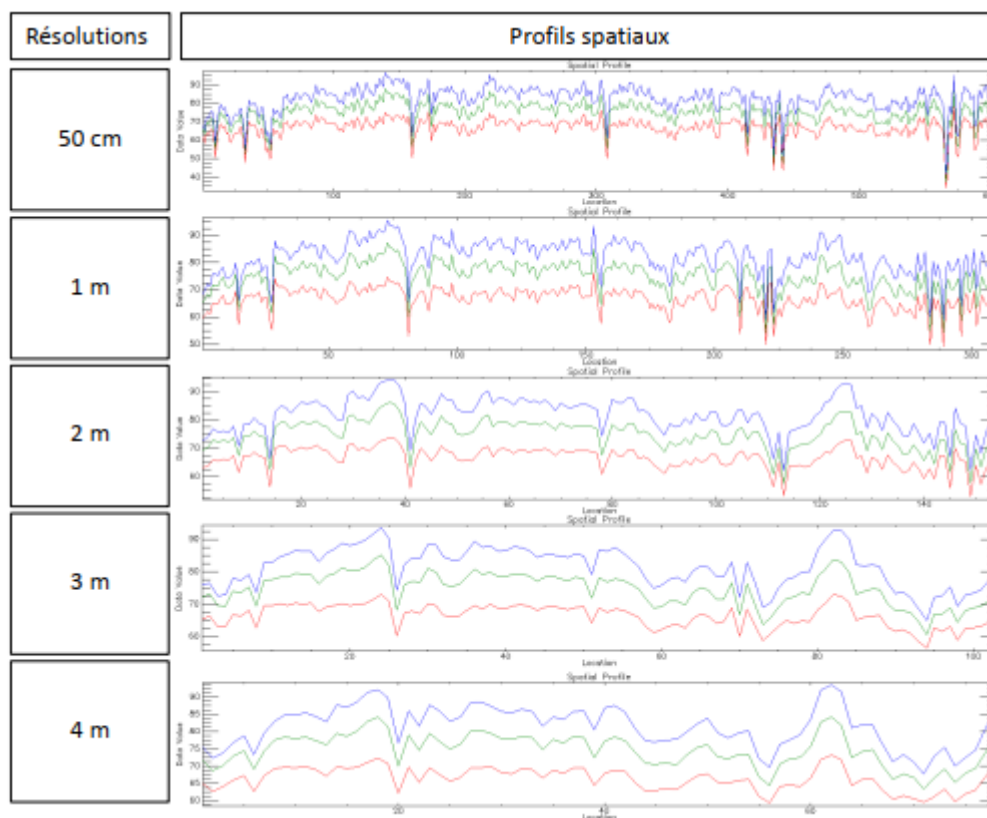
### **Points récapitulatifs :**

- Même limité dans cette étude, l'ajout d'informations contextuelles est une aide pour la détection des aléas.
- Nécessité de définir des méthodes de détection par types d'aléas.
- Sans données avant l'évènement, les images Pléiades sont peu adaptées à une telle approche.

## *Dégradation de la résolution spatiale des images Pléiades*

L'inspection visuelle des images ayant montré que les aléas étaient peu visibles sur les images Sentinel-2 avec une résolution spatiale de 10 m comparés à l'image Pléiades dont la résolution initiale

de 70 cm est ré-échantillonnée à 50 cm, l'impact de la résolution spatiale sur la détection des aléas a été étudié. Ainsi, les dégradations progressives de résolution spatiale de l'image Pléiades ont montré une perte d'information à partir de 1 à 2 mètres de résolution pour la détection de l'aléa « érosion » (cf. Figure 11). L'aléa « dépôts » est quant à lui toujours visible à 10 mètres de résolution tandis que l'aléa « arrachage » est difficilement identifiable sur les images originales Pléiades de 50 cm de résolution (cf. Tableau 3).



**Figure 6 :** Profils spatiaux associés à une image Pléiades (daté du 03/11/2018) dont la résolution spectrale est progressivement dégradée à 1 m, 2 m, 3 m et 4 m.

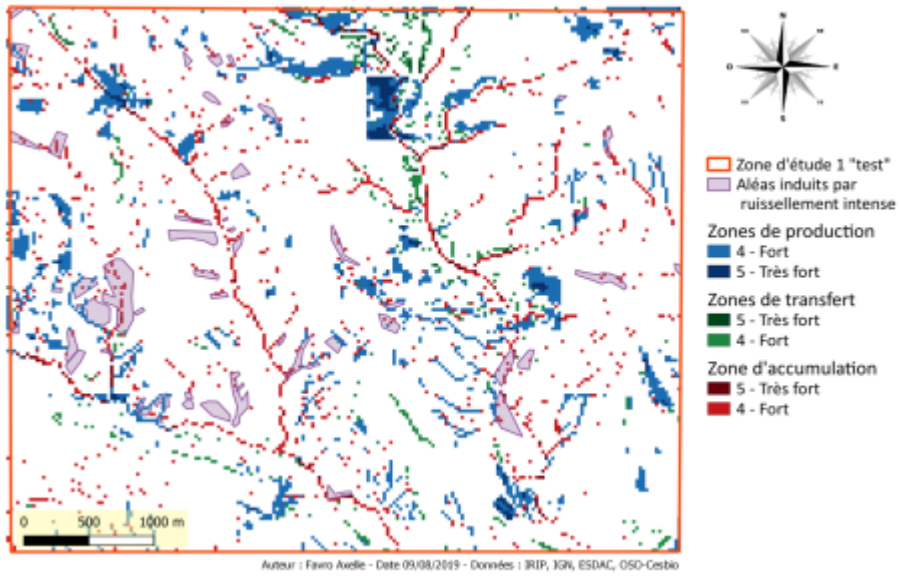
**Points récapitulatifs :**

- Nécessité d'utiliser une résolution spatiale inférieure à deux mètres afin de détecter les changements d'intensité liés à l'aléa érosion ainsi que pour la photo-interprétation.

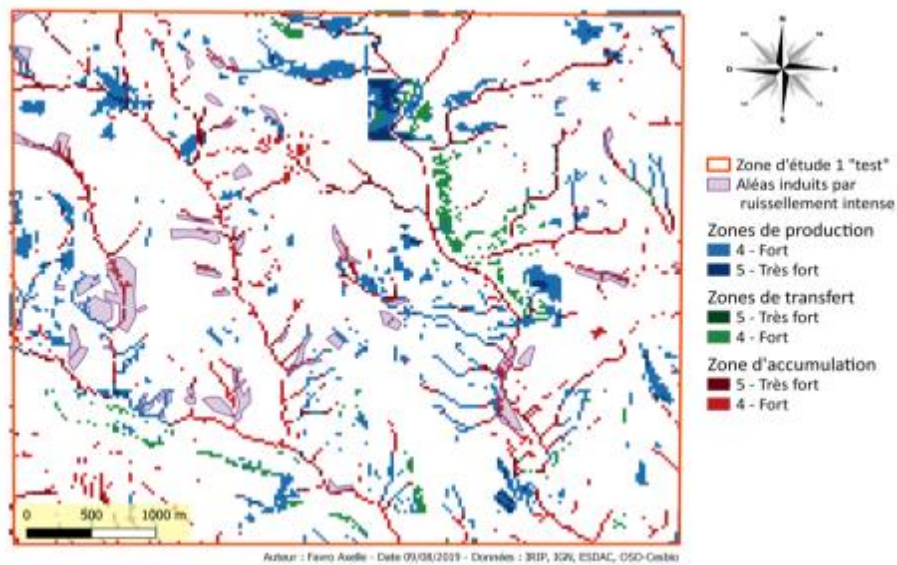
## 1) Résultats des analyses de cartographie IRIP

Les cartes suivantes ont été générées par le modèle IRIP et IRIP+, elles utilisent la donnée sol ESDAC (250m de résolution spatiale) comme couche d'entrée de la carte de production (cf. Figures 12-13-14 et 15 ci-dessous). Ces différentes cartes ont été réalisées pour des valeurs d'aire drainées entre 0.1 et 100 hectares.

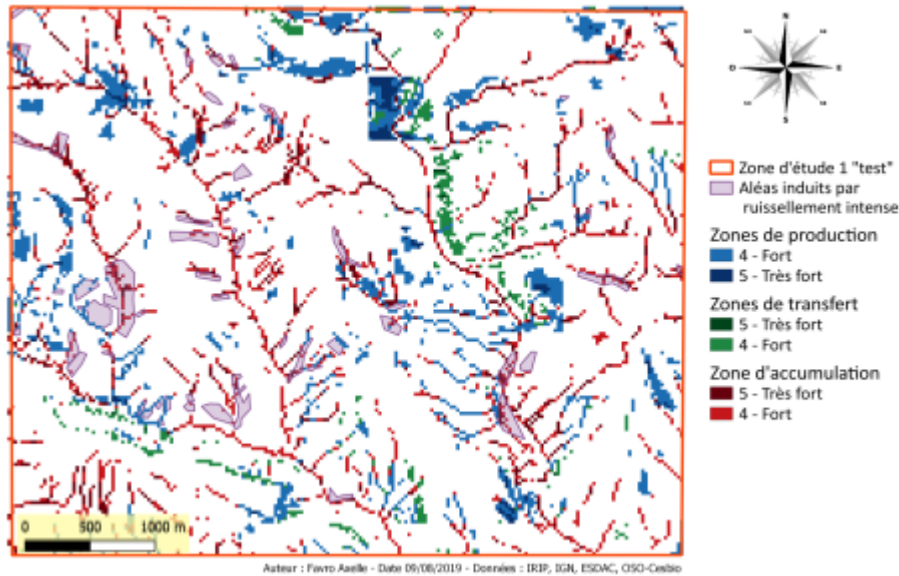




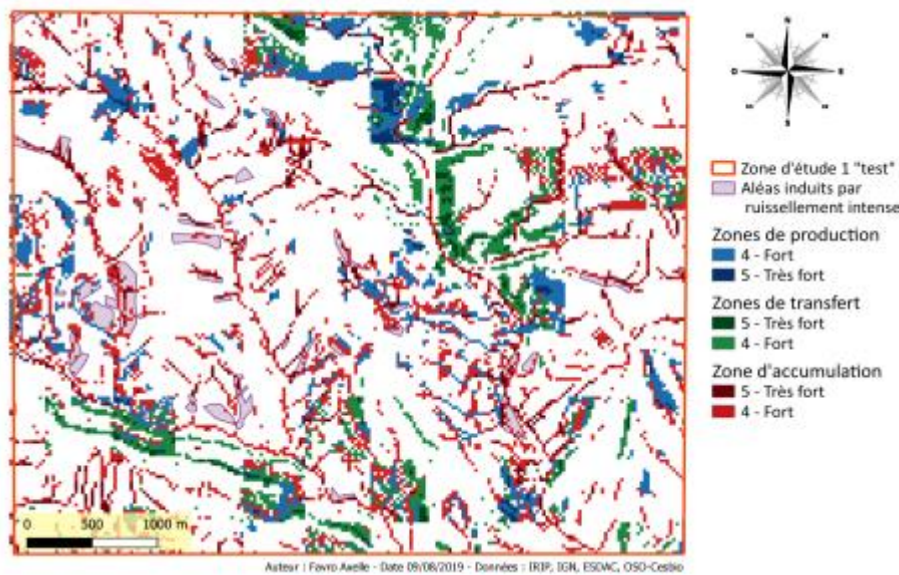
**Figure 7 :** Carte IRIP du ruissellement pluvial intense obtenu avec une aire drainée de 100 hectares.



**Figure 8 :** Carte IRIP du ruissellement pluvial intense obtenu avec une aire drainée de 5 hectares.



**Figure 9 :** Carte IRIP du ruissellement pluvial intense obtenu avec une aire drainée de 1 hectare.



**Figure 10 :** Carte IRIP du ruissellement pluvial intense obtenu avec une aire drainée de 0.1 hectare.

La majorité des parcelles identifiées par photo-interprétation sont détectées par le modèle IRIP, cependant ce n'est pas le cas pour toutes. En effet, malgré la diminution de la surface de l'air drainé, certaines parcelles ne sont toujours pas détectées par IRIP.

Au vu des résultats de la cartographie ainsi que de la sortie terrain, d'éventuelles hypothèses ont été émises. La modélisation IRIP révèle les zones à fort potentiel pour les aléas liés au ruissellement intense mais ne prend pas en compte l'information pluie d'un événement en particulier. La méthode intègre cependant la notion de pluie statistique (ici d'une période de retour 30 ans) sous la forme de son influence sur les processus de ruissellement par dépassement de la vitesse d'infiltration ou par saturation du profil de sol supérieur. C'est pourquoi il est possible que les pluies du 15 octobre 2018 aient été

suffisamment exceptionnelles en quantité et (ou) intensité pour dépasser la pluie statistique de période de retour 30ans. D'autre part, le MNT sur lequel s'appuie le modèle IRIP est de 25 mètres. Un maillage plus fin et donc plus précis permettrait de discerner davantage de zones touchées par le ruissellement. Il serait intéressant de poursuivre l'étude avec un MNT de 1 mètre. A cela s'ajoute le phénomène d'anthropisation qui n'est pas détecté avec un MNT pas assez précis, à savoir la présence de butte en terre ou encore de murets qui participent et favorisent largement le transfert et l'accumulation. Enfin, d'autres seuils pourraient éventuellement être changés comme par exemple les données pluviométriques avec une période moyenne de retour supérieure à 30 ans.

La superposition des cartes IRIP+ produites et les images Pléiades a mis en évidence la concentration des transferts (érosion) dans les zones convexes, sur les flancs des massifs montagneux. Ces derniers favorisent la prise de vitesse des lames d'eau de même que la formation de coulée de boue qui rejoignent des zones d'accumulation qui se retrouve en contre bas, dans les cours d'eau et talwegs. Finalement, les milieux urbanisés constituent de zones de productions importantes dans la mesure où le revêtement bitumé du sol et les linéaires routiers favorisent la formation du ruissellement et bien souvent le concentre dans des ouvrages avant que ceux-ci ne se combent et débordent à leur tour.

## Partie 3 : Conclusions

---

Cette étude exploratoire sur l'utilisation des données de télédétection pour la détection des aléas liés au ruissellement intense a mis en lumière de nombreuses conclusions.

D'une part, l'approche par la télédétection a souligné la similarité entre les comportements spectraux des aléas et leur environnement proche. La détection des aléas ne peut donc pas être uniquement basée sur l'information spectrale, mais requiert une complémentarité entre les indices spectraux, la multitemporalité et le contexte. Les indices qui sont apparus les plus pertinents dans cette étude sont le NDVI, NDWI, IB ainsi que le filtre Sobel. Les variations d'intensité présentes dans les profils spatiaux de ces indices ont appuyé la nécessité de recourir à de la temporalité ainsi qu'à des analyses contextuelles, afin de comprendre le phénomène à l'origine de ces variations.

D'autre part, les études statistiques ont montré la difficulté à détecter les différents aléas et à les dissocier les uns des autres. Il en est de même pour la photo-interprétation. Dans cette étude, l'utilisation de statistique de zone n'a pas été concluante du fait d'un faible échantillonnage ainsi qu'une confusion trop importante induite par de nombreux paramètres (ex. différence de l'occupation du sol, données cadastrales moins précises, etc.). De plus, les images Pléiades sans données antérieures à l'évènement se sont révélées inadaptées à une telle approche.

La présente étude a également permis d'évaluer et de comparer le potentiel des images Sentinel-2 et Pléiades pour la détection des aléas.

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. De plus, les images Sentinel-2 bénéficient d'une bonne résolution spectrale avec des bandes dans le SWIR, ce qui est un atout dans le calcul d'indices spectraux.

Les images Pléiades ont quant à elles montré l'intérêt de travailler avec des images à très haute résolution spatiale permettant d'identifier les aléas par photo-interprétation. Néanmoins, leur faible résolution spectrale a grandement limité les analyses, notamment dans l'utilisation d'indices spectraux. De plus, l'absence de bande SWIR représente un fort désavantage dans la détection de l'aléa « dépôt ». A cela s'ajoute l'absence d'images pré-événement qui a restreint les analyses à un instant donné. Une approche multitemporelle à partir d'images à très haute résolution spatiale serait grandement bénéfique. La dégradation des images Pléiades a mis en évidence l'intérêt de travailler avec des images de résolution spatiale inférieures à 2 mètres. Il est probable que les images multispectrales avec un nombre restreint de bandes ne soient pas suffisamment résolues spectralement pour ce genre d'étude. Il serait donc intéressant d'explorer l'utilisation d'images hyperspectrales.

En outre, 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.

L'utilisation du modèle IRIP a permis quant à lui de travailler à résolution moyenne (25 m), mais aussi de bénéficier d'une vision globale du bassin versant. Il a été démontré qu'il s'adapte à la précision des données d'entrée et permet de produire des cartes de ruissellement très simplement. Ainsi, l'utilisation d'un MNT calculé par exemple à partir d'images Pléiades sur la zone d'intérêt permettrait d'obtenir un MNT précis au mètre, bien plus résolu que le MNT IGN à 25 m utilisé dans cette étude (cf. Figure 9). Le modèle présente cependant quelques limites. Il ne détecte pas toujours les parcelles sinistrées identifiées par photo-interprétation dans le lot sélectionné dans cette étude. Un travail réalisé en parallèle de celui-ci sur un échantillon de 230 parcelles par un autre étudiant (V. Bouthière) sur le même territoire a montré dans un premier test que les cartes transfert et (ou) accumulation produites par iRIP permettaient un taux de détection de 74 % des parcelles impactées avec 12.7 % du territoire marqué en aléas forts. Cela est déjà très performant et il conviendrait peut être de travailler les données satellites au travers d'une approche par intelligence artificielle.

Les résultats de la présente étude ont permis de soulever de nombreuses perspectives et d'identifier plusieurs pistes de travail à explorer pour la suite de ces travaux sur la détection des aléas.

## Partie 4 : Perspectives

---

Les travaux menés ici ouvrent de nouvelles perspectives de recherche qui pourraient faire l'objet d'une thèse par la suite.

Dans la présente étude, le filtre Sobel a montré un certain potentiel pour la détection et l'interprétation des lignes d'érosion. Cependant, comme mentionnée dans la littérature, la détection des contours exacts est une tâche difficile, en partie expliquée par la faible résolution spatiale des images Sentinel-2 employées, mais aussi par la présence de bruits dans l'image. Suliman A. et Zhang Y. décrivent les bruits d'une image comme étant « des informations parasites ou dégradations que subit l'image de son acquisition à son enregistrement » (*Suliman et Zhang, 2015*).

De nombreuses études mettent en lumière la performance du filtre Canny à détecter les contours d'une image, avec son faible taux d'erreur, sa capacité de filtrer les informations indésirables sans pour autant entraîner de grande variation entre l'image originale et l'image traitée (*Singh et Datar, 2013*). L'étude de Roushdy M. (2006) explique que le filtre Sobel est une méthode qui relève de calculs d'intensité très simples, mais qui est néanmoins très sensible aux bruits de l'image, ce qui en fait un filtre très imprécis. Le filtre Canny quant à lui offre une meilleure détection des contours, mais se base sur des calculs plus complexes (approches statistiques). Bien que plus performant, ce dernier est lui aussi sensible au bruit présent sur les images satellites c'est pourquoi Dubois, J. (1999) propose ainsi une alternative avec une approche par réseau de neurones cellulaire. Cette méthode permet d'identifier les pixels de contour, tout en éliminant le bruit qui contamine l'image.

L'intelligence artificielle ou réseau de neurones artificiel est un outil inspiré du système neuronal biologique qui est optimisé par des méthodes d'apprentissage de types probabiliste. L'objectif étant 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 à la fois de détecter les contours linéaires que curvilignes (*Rouhana, 1998*) et peut être employé dans de nombreux domaines. Les réseaux de neurones peuvent être utilisés en télédétection dans l'analyse d'images multispectrales pour extraire des informations spécifiques, réaliser des classifications et faire de la reconnaissance de forme (*Benkouider et al., 2012*).

Ainsi, l'emploi de filtres morphologiques curviligne et le recours à l'intelligence artificielle sont deux pistes exploitables pour la suite de ces travaux. De plus, suite aux événements survenus dans l'Aude en octobre 2018, le CNES a mis un point un algorithme de détection des vignobles sinistrés par intelligence artificielle. La thèse pourrait aussi prendre appui sur ces travaux.

Lors de son acheminement vers l'aval, l'eau se charge progressivement en sédiments. Une fois les particules remises en suspension et transportées sous forme de coulées de boue, elles se déposent alors pour former des « dépôts de sédiments ».

L'imagerie hyperspectrale offre des perspectives intéressantes quant à la détection de ces dépôts. Ce type d'imagerie à très haute résolution spectrale permet, par l'analyse des caractéristiques

spectrales fines d'objets présents à la surface de la Terre, de mesurer et d'estimer leurs propriétés optiques. Les images hyperspectrales bénéficient d'un très grand nombre de bandes, généralement plus d'une centaine, et très étroites (quelques nanomètres) ce qui permet de reconstruire le spectre avec une grande précision, offrant ainsi plus d'information pour la détection et la caractérisation des variables observées (*Groupe de Synthèse Hyperspectral, 2008*).

Selon Verpoorter, (2009) il est possible d'identifier différents sédiments et carbonates (carbonates et argiles dans le domaine du SWIR, oxydes de fer dans le domaine du VNIR) mais aussi la matière organique (domaine du SWIR) et l'eau (gamme spectrale [0.4 – 2.5µm]) par analyse et comparaison de leurs signatures spectrales avec celle de différents sédiments.

L'exploitation d'une méthode similaire dans le cas présent (détection de l'aléa « dépôts de sédiments ») présenterait l'avantage d'identifier et de quantifier les compositions minéralogiques des surfaces et ainsi de détecter les dépôts de sédiments grâce à leurs caractéristiques minéralogiques (types de liaisons et compositions moléculaires). Les bandes dans le domaine du SWIR seraient donc très profitables pour cette analyse.

D'autres études montrent qu'il est également possible de coupler des données optique et radar, par exemple Dehouck et son équipe (2013) qui associent du SPOT avec du SAR afin de détecter les bio-sédiments grâce à une analyse multitemporelle suivie d'une classification supervisée.

Une campagne aéroportée serait un atout pour bénéficier d'images aériennes de meilleure résolution spatiale en complément de l'imagerie satellitaire.

Un suivi de la végétation sur les 10 dernières années permettrait de discriminer les différents types de végétation, de mettre en évidence les changements saisonniers et rotations culturales et ainsi détecter d'éventuels aléas « arrachage » ou transfert de nutriments, mais aussi de polluants d'origine agricole. L'utilisation de produits Sentinel-1 serait également un atout dans la mesure où l'imagerie radar permet d'estimer l'humidité et la rugosité du sol (entre autres), sans contrainte de la couverture nuageuse (Lortic et Lortic, 1990). Le recours à du Sentinel-1 permet du fait de ses caractéristiques (haute résolution spatiale : 10 m et haute résolution temporelle : revisite tous les 6 jours environ) de bénéficier d'un suivi temporel pertinent (*Talab Ou Ali et al., 2017*). Très souvent utilisé pour le suivi de la déforestation (*Le Toan et al., 2016*) (*Ryan et al., 2011*) (*Joshi et al., 2015*) ou encore la caractérisation de l'aléa inondation (*Hostache et al., 2007*), les techniques mentionnées dans la littérature à partir d'image radar (étude du changement temporel de la rétrodiffusion, méthode ILU (Interferometric Land Use), etc., auraient un rôle important à jouer dans la détection des aléas issus du ruissellement intense (*Demaze, 2002*).

Cette étude a montré la complexité à dissocier les différents aléas et la nécessité d'établir une méthode de détection propre à chacun. Par conséquent, il serait judicieux de les identifier séparément en les isolant les uns des autres. Une reconnaissance de la couverture des sols par classification permettrait de créer des masques, soustrayant les milieux dans lesquelles l'aléa ne se forme pas ou n'est pas visible, restreignant ainsi l'aire de recherche. En effet, l'analyse par photo-interprétation a mis

en avant la prédisposition du phénomène d'érosion à se produire sur sol nu et l'incapacité de détection de cet aléa sous couvert forestier par les capteurs satellitaires.

Une classification orientée objet serait également une approche à explorer. Elle pourrait certainement permettre de mieux discriminer certains aléas notamment l' « érosion » dont l'empreinte longiligne sur le paysage est caractéristique. Une classification orientée objet permet de « regrouper les 38 pixels en fonction de leur appartenance à des régions homogènes en tenant en compte à la fois de leurs caractéristiques spectrale, spatiale, morphologique, texturale, contextuelle, temporelle et thématique » (*Elm Ali, 2016*). Elle est donc basée sur des groupes de pixels associés afin d'identifier des classes d'appartenance en fonction de la description des objets identifiés. La première étape de la classification repose sur la « segmentation ». Comme Singh S. et Datar A. (2013) le mentionnent, il s'agit du partitionnement de l'image en plusieurs régions ou ensemble de pixels. S'en suit l'étape de la classification qui permet de regrouper les différentes classes en « objets » dont les données ont le même comportement.

Finalement, en fonction du type d'imagerie disponible pour poursuivre l'étude, il serait intéressant de coupler analyse pré-événement à partir d'images à haute résolution temporelle (de type Sentinel-2) et analyse post-événement à partir de données à haute résolution spatiale et/ou spectrale (et temporelle). Un accord entre le CNES et la DDTM11 permet d'avoir accès à des acquisitions trimestrielles d'images Pléiades dans le cadre du suivi de la reconstruction post-événement dans l'Aude et par ce biais la réalisation de profils temporels avec comparaison pré/post incident météorologique important.

En orientant la thèse sur une approche plus « écologique », un suivi des spots de biomasse pourrait être envisagé. En effet, en partant de l'hypothèse que les dépôts de sédiments influencent fortement la disponibilité en nutriment des sols, on peut imaginer un accroissement accéléré de la végétation ainsi qu'une augmentation importante de la biomasse. Un suivi du LAI (Leaf Area Index) permettrait de quantifier la végétation verte et la biomasse à partir de capteurs optiques (*Hanane, 2012*).

# Bibliographie

---

- Babita, P., Sailesh, S., (2011). Surface runoff estimation and mapping using Remote Sensing and Geographic Information System [en ligne]. *International Journal of Advances in Science and Technology*, vol. 3, no. 3. (Consulté le : 06/03/2019) Disponible sur : [https://www.researchgate.net/publication/260517800\\_Surface\\_runoff\\_estimation\\_and\\_mapping\\_using\\_Remote\\_Sensing\\_and\\_Geographic\\_Information\\_System](https://www.researchgate.net/publication/260517800_Surface_runoff_estimation_and_mapping_using_Remote_Sensing_and_Geographic_Information_System)
- Beaudin, E., (2016). Introduction à la télédétection [en ligne]. (Consulté le : 25/07/2019) Disponible sur : <https://docplayer.fr/12668885-Introduction-a-la-teledection.html>
- 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 [en ligne]. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 27, pp.4585-4598. (Consulté le : 18/07/2019) Disponible sur : <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01431160600735640>
- Benkouider, F., Hamami, L., Abdellaoui, A., Salmon, M., (2012). Extraction de routes par classification supervisée et par réseaux de neurones artificiels à partir d'images SPOT : Cas d'une ville oasienne (Algérie) [en ligne]. *Teledetection, Editions des Archives Contemporaine / Edition scientifiques GB / Gordon and Breach Scientific Publishers*, 11(1), pp. 237-249. <http://www.archivescontemporaines.com/revues/35ff.fhalshs01133603> (Consulté le : 01/08/2019)
- Billard, A., Muxart, T., Derbyshire, E., Egels, Y., Kasser, M., Wang, J., (1992). Glissements de terrain induits par les pluies dans les loess de la Province de Gansou, Chine [en ligne]. *Annales de géographie*, 567, pp. 520-540. (Consulté le : 06/03/2019) Disponible sur : [https://www.persee.fr/doc/geo\\_0003-4010\\_1992\\_num\\_101\\_567\\_21108](https://www.persee.fr/doc/geo_0003-4010_1992_num_101_567_21108)
- Breil, P., Lagadec, L.R. González-Sosa, E., (2016). Inondation pluviale et développement périurbain [en ligne]. *Novatech*. (Consulté le : 18/07/2019) Disponible sur : <http://documents.irevues.inist.fr/bitstream/handle/2042/60372/3A81-056BRE.pdf>
- Centre canadien de télédétection. Notions fondamentales de télédétection [en ligne]. (Consulté le : 07/08/2019) Disponible sur : [https://www.rncan.gc.ca/sites/www.nrcan.gc.ca/files/earthsciences/pdf/resource/tutor/fundam/pdf/fundamentals\\_f.pdf](https://www.rncan.gc.ca/sites/www.nrcan.gc.ca/files/earthsciences/pdf/resource/tutor/fundam/pdf/fundamentals_f.pdf)
- Centre de ressources pour la mise en œuvre de la Tram Verte et Bleue. Couche OSO [en ligne]. (Consulté le 24/08/2018) Disponible sur : <http://www.trameverteetbleue.fr/outils-methodes/donneesmobilisables/couche-oso>



- CERTPI, Centre Européen de Prévention du Risque d'Inondation, (2015). Gérer les inondations [en ligne].) *Guides de sensibilisation*. Edité par le CERPI. Octobre 2014. (Consulté le : 23/07/2019)  
 Disponible sur :  
[https://www.cepri.net/tl\\_files/Guides%20CEPRI/guide%20ruissellement.pdf](https://www.cepri.net/tl_files/Guides%20CEPRI/guide%20ruissellement.pdf)
- CESBIO. Séries Temporelles. THEIA's L2A product format [en ligne], (a). (Consulté le : 15/03/2019)  
 Disponible sur : [http://www.cesbio.ups-tlse.fr/multitemp/?page\\_id=8352](http://www.cesbio.ups-tlse.fr/multitemp/?page_id=8352)
- CESBIO. Séries temporelles. MAJA's Native Sentinel-2 format [en ligne], (b). (Consulté le : 15/03/2019) Disponible sur : [http://www.cesbio.ups-tlse.fr/multitemp/?page\\_id=10464](http://www.cesbio.ups-tlse.fr/multitemp/?page_id=10464)
- Danneels, G., Havenith, H.B., (2007). Automatic landslide detection from remote sensing images using supervised classification methods [en ligne]. *Conference : Geoscience and Remote Sensing Symposium*. IGARSS 2007. IEEE International. DOI: 10.1109/IGARSS.2007.4423479  
 (Consulté le : 31/07/2019) Disponible sur :  
<https://www.researchgate.net/publication/224301246>
- Darabid, D., Bouchekara, M. K., (2013). Extraction des différents indices de végétation à partir des images satellitaires [en ligne]. Mémoire Licence Informatique. Tlemcen : Université Abou Bakr Belkaid, 58p. Algérie. (Consulté le : 25/07/2019) Disponible sur :  
<http://dspace.univ-tlemcen.dz/bitstream/112/6328/1/EXTRACTION-DES-DIFFERENTS.pdf>
- Dehotin, J., Breil, P., (2011). Projet IRIP : Rapport bibliographique Cartographie de l'aléa inondation par ruissellement [en ligne]. Document de synthèse. Projet IRIP. *Irstea-publications*, 35p. (Consulté le : 26/07/2019) Disponible sur : <http://cemadoc.irstea.fr>
- Dehotin, J., Chazelle, B., Laverne, G., Hasnaouti, A., Lambert, L., Breil, P., Braud, I., (2015). Mise en œuvre de la méthode de cartographie du ruissellement IRIP pour l'analyse des risques liés aux écoulements sur l'infrastructure ferroviaire [en ligne]. *La Houille Blanche*, 6, p 56-64. Doi : 10.1051/lhb/20150069 (Consulté le : 18/07/2019) Disponible sur : <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01359056>
- Dehotin, J., Breil, P., Braud, I., De Lavenne, A., Lagouy, M., Sarrazin, B., (2015a). Detecting surface runoff location in a small catchment using distributed and simple observation method [en ligne]. *Journal of Hydrology*, vol. 525, pp. 113-129. (Consulté le : 06/03/2019) Disponible sur : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169415001638>
- Dehouck, A., Baghdadi, N., Garcia, A., Curti, C., Trut, G., Lafon, V., (2013). Cartographie bio-sédimentaire des estrans par imagerie multi-capteurs et multi-dates [en ligne]. (Consulté le : 05/08/2019)  
 Disponible sur : <https://archimer.ifremer.fr/doc/00254/36573/35111.pdf>
- Demaze M.T., (2002). Caractérisation et suivi de la déforestation en milieu tropical par télédétection : application aux défrichements agricoles en Guyane française et au Brésil [en ligne]. Thèse de

- doctorat : Sciences de l'Homme et Société : Géographie Aménagement Environnement. Orléans : Université d'Orléans, 245p. tel-00592532f (Consulté le : 08/08/2019) Disponible sur : <https://tel.archives-ouvertes.fr/file/index/docid/592532/filename/thesemoisetsayem.pdf>
- Deng, Y., Wu, C., Li, M., Chen, R., (2015). RNSI : 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>
- Dubois, J., (1999). Identification des linéaments dans les images satellitaires par ajustement et suivi de segments [en ligne]. Mémoire Master : Technologie des systèmes. Montréal : Ecole de technologie supérieur - Université du Québec, 133p. (Consulté le : 01/08/2019) Disponible sur : <https://www.etsmtl.ca/ETS/media/ImagesETS/Labo/LIVIA/memoires/TH-1999-dubois.pdf>
- Dubucq, M., (1986) : Télédétection spatiale et Érosion des sols. Étude bibliographique [en ligne]. (Consulté le : 06/03/2019) Disponible sur : [http://horizon.documentation.ird.fr/exl-doc/pleins\\_textes/cahiers/PTP/24517.PDF](http://horizon.documentation.ird.fr/exl-doc/pleins_textes/cahiers/PTP/24517.PDF)
- Dwivedi, R.S., Kumar, A.B., Tewari, K.N., (1997). The utility of multi-sensor data for mapping eroded lands [en ligne]. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 18, 11, pp. 2303-2318. (Consulté le : 30/07/2019) Disponible sur : <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/014311697217620?journalCode=tres20>
- Elm Ali, H., (2016). Méthode d'identification et de cartographie de l'occupation du sol à fine échelle par analyse d'images [en ligne]. Mémoire Master : Sciences, Technologies, Santé. Spécialité : Informatique Géographique : Analyse Spatiale et Télédétection., 39p. (Consulté le : 09/08/2019) Disponible sur : [http://imu.universite-lyon.fr/wp-content/uploads/2015/07/stage-IMU-ARMATURE-Rapport\\_Stage.pdf](http://imu.universite-lyon.fr/wp-content/uploads/2015/07/stage-IMU-ARMATURE-Rapport_Stage.pdf)
- ESA, (2000-2019). eoPortal Directory. PRISMA (Hyperspectral Precursor and Application Mission). (Consulté le : 04/08/2019) Disponible sur : <https://directory.eoportal.org/web/eoportal/satellitemissions/p/prisma-hyperspectral>
- ESA, European Space Agency, (2015). Sentinel-2 User Handbook [en ligne]. (Consulté le : 21/08/2018) Disponible sur : [https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel/user-guides/document-library/-/asset\\_publisher/xlslt4309D5h/content/sentinel-2-user-handbook](https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel/user-guides/document-library/-/asset_publisher/xlslt4309D5h/content/sentinel-2-user-handbook)
- European Commission - DG JRC, (2001). Join Research Center. European Soil Data Centre (ESDAC) (Consulté le : 16/08/2019) Disponible sur : <https://esdac.jrc.ec.europa.eu/content/european-soil-database-v20-vector-and-attribute-data/>
- Fadul, H.M., Salih, A.A., Ali, I.A., Inanaga, S., (1999). Use of remote sensing to map gully erosion along the Atbara River, Sudan [en ligne]. *International Journal of Applied Earth Observation and*

- Geoinformation*, vol. 1, 3-4, pp. 175-180. (Consulté le : 30/07/2019) Disponible sur : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0303243499850107>
- Fjeld, M.B., (2017). Detection of Landslides by Satellite Remote Sensing [en ligne]. Mémoire de Master : Université norvégienne des sciences et de la technologie, 26p. (Consulté le : 29/04/2019) Disponible sur : [https://static1.squarespace.com/static/54ff1c6be4b0331c79072679/t/5a9664c28165f59f63298755/519805639325/Fjeld+Mads+Brandt+%2810009%29\\_20995219\\_16962926.pdf](https://static1.squarespace.com/static/54ff1c6be4b0331c79072679/t/5a9664c28165f59f63298755/519805639325/Fjeld+Mads+Brandt+%2810009%29_20995219_16962926.pdf)
- 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>
- GRAIE, Groupe de Recherche Rhône-Alpes sur les Infrastructures et l'Eau, (2014). Guide pour la prise en compte des eaux pluviales dans les documents de planification et d'urbanisme [en ligne]. (Consulté le : 29/07/2019) Disponible sur : <https://www.gesteau.fr/document/guide-pour-la-prise-en-compte-deseaux-pluviales-dans-les-documents-de-planification-et-dur>
- Groupe de Synthèse Hyperspectral, GSH,(2018). Synthèse sur l'imagerie hyperspectrale. (Consulté le : 01/08/2019) Disponible sur : [https://www.sfpt.fr/hyperspectral/wp-content/uploads/2013/01/GSH\\_Rapport\\_Final\\_Nov2008.pdf](https://www.sfpt.fr/hyperspectral/wp-content/uploads/2013/01/GSH_Rapport_Final_Nov2008.pdf)
- Hagolle, O., (2014). Séries Temporelles. CESBIO (Consulté le : 28/03/2019) Disponible sur : <http://www.cesbio.ups-tlse.fr/multitemp/?p=2766>
- Hanane, A., (2012). Estimation des variables biophysiques des cultures et étude de l'effet du changement d'échelle sur leur variabilité spatiale [en ligne]. Mémoire Master : Ressources Renouvelables. 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) Disponible sur : <https://journals.openedition.org/cybergeo/7722>
- IGN, Institut National de l'Information Géographique et Forestière, (2015). Guide Utilisateur Pléiades [en ligne] (Consulté le 21/08/2019) Disponible sur : [http://professionnels.ign.fr/doc.Guide\\_IGN\\_Pleiades\\_V3.pdf](http://professionnels.ign.fr/doc.Guide_IGN_Pleiades_V3.pdf)
- Joshi, N., Mitchard, E.T.A., Woo, N., Torres, J., Moll-Rocek, J., Ehammer, A., Collins, M., Jepsen, M.R., Fensholt, R., (2015). Mapping dynamics of deforestation and forest degradation in tropical forests using radar satellite data [en ligne]. *Environmental Research Letters*, 10 034014. (Consulté

- le : 08/08/2019) Disponible sur : <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1748-9326/10/3/034014/pdf>
- Koena Sepuru, T., Dube, T., (2018). An appraisal on the progress of remote sensing applications in soil erosion mapping and monitoring [en ligne]. *Remote Sensing Applications : Society and Environment*, vol. 9, pp. 1-9. (Consulté le : 18/08/2019) Disponible sur : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352938517301684>
- Lagadec, L.R., (2015). La méthode IRIP de cartographie du ruissellement. Présentation et évaluation [en ligne]. *Séminaire « modélisation », IRSTEA Clermont-Ferrand*. (Consulté le : 22/07/2019) Disponible sur : [http://motive.cemagref.fr/\\_media/lisc/modelisation2015/lagadec.pdf](http://motive.cemagref.fr/_media/lisc/modelisation2015/lagadec.pdf)
- Lagadec, L.R., 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. *3rd European Conference on Flood Risk Management (FloodRisk 2016)*, Oct 2016, Lyon, France. pp.10005, ff10.1051/e3sconf/20160710005 ff. fhal-01549762ff (Consulté le : 22/07/2019)
- Lagadec, L.R., (2017). Evaluation et développement de la méthode IRIP de cartographie du ruissellement. Application au contexte ferroviaire. Thèse de doctorat : Océan Atmosphère Hydrologie. Grenoble : Université Grenoble Alpes, 336p. Français. ffNNT : 2017GREAU039ff. fftel-01778052f (Consulté le : 23/07/2018)
- Lambi, ; E., (2014). L'Apport de la télédétection dans l'étude des systèmes agraires d'Afriques : l'exemple du Burkina Faso [en ligne]. *Africa : Journal of the International African Institute*, vol. 58, no. 3, pp 337-352. (Consulté le : 07/08/2019) Disponible sur : <https://doi.org/10.2307/1159804>
- 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\_lfsttar 2018 n°2201132931 du 22 Mai 2018 - Action 7 appui au SCHAPI. [Rapport de recherche] IFSTTAR - Institut Français des Sciences et Technologies Transports, de l'Aménagement et des Réseaux. 14p. fhal-02110612f (Consulté le : 05/06/2019) Disponible sur : <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-02110612/document>
- Le Toan, T., Bouvet, A., Hoa Phan, T., Veloso, A., Planells, M., Mermoz, S., Villard, L., (2016). Sentinel-1 pour l'observation de la végétation [en ligne]. 4ème journée Thématique du PNTS ' ESA. CNES, Paris. (Consulté le : 06/08/2019) Disponible sur : [http://www-loa.univlille1.fr/workshops/workshopPNTS2016/Documents/pres2016/2\\_Presentation\\_4ieme\\_JT\\_PNTS\\_ABouvet.pdf](http://www-loa.univlille1.fr/workshops/workshopPNTS2016/Documents/pres2016/2_Presentation_4ieme_JT_PNTS_ABouvet.pdf)
- Lortic, B., Lortic, M.C., (1990). L'imagerie Radar [en ligne]. (Consulté le : 04/08/2019) Disponible sur : [http://horizon.documentation.ird.fr/exl-doc/pleins\\_textes/divers09-06/30431.pdf](http://horizon.documentation.ird.fr/exl-doc/pleins_textes/divers09-06/30431.pdf)

- Menad, W., (2012). Risques de crue et de ruissellement superficiel en métropole méditerranéenne : cas de la partie ouest du Grand Alger [en ligne]. Thèse de doctorat : Economie, Espaces, Sociétés, Civilisations. Paris : Université Paris-Diderot. Français. tel-00787142f (Consulté le : 23/07/2019) Disponible sur : <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00787142>
- Ministère chargé de l'agriculture, (2019). *Site officiel de l'administration française*. (Consulté le : 05/06/2019) Disponible sur : <https://www.service-public.fr/professionnels-entreprises/vos-droits/R19989>
- Ministère de la transition écologique et solidaire, (2016). Corine Land Cover ' Occupation des sols en France [en ligne] (Consulté le 26/08/2019) Disponible sur : <https://www.data.gouv.fr/fr/datasets/corine-landcover-occupation-des-sols-en-france/#>
- Moncoulon, D., Labat, D., Ardon, J., Leblois, E. , Onfroy, T., et al., (2014). Analysis of the French insurance market exposure to floods: a stochastic model combining river overflow and surface runoff [en ligne]. *Natural Hazards and Earth System Sciences, European Geosciences Union*, 14, p. 2469 - p. 2485. ff10.5194/nhess-14-2469-2014ff. fhal-01070525 (Consulté le : 19/07/2019) Disponible sur : <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01070525>
- Négel, P., Rigollet, C., (2011). Dynamique de l'eau, de l'érosion à la sédimentation [en ligne]. *Geosciences*, 13, pp. 64-71. hal-00662460. (Consulté le : 22/07/2019) Disponible sur : <https://hal-brgm.archivesouvertes.fr/hal-00662460/document>
- Norman, L., Crook, I., Clarkson, T., (2008-2012). Identification and management of soil erosion [en ligne]. *Corangamite CMA Soil Health Strategy*. (Consulté le : 22/07/2019) Disponible sur : [http://www.ccma.vic.gov.au/admin/file/content2/c7/Erosion\\_FG\\_LR.pdf](http://www.ccma.vic.gov.au/admin/file/content2/c7/Erosion_FG_LR.pdf)
- OTB-Team, CNES, (2018a). *OTB Cookbook. EdgeExtraction – Edge Feature Extraction* [en ligne]. (Consulté le : 26/04/2019) Disponible sur : [https://www.orfeo-toolbox.org/CookBook/Applications/app\\_EdgeExtraction.html](https://www.orfeo-toolbox.org/CookBook/Applications/app_EdgeExtraction.html)
- OTB-Team, CNES, (2018b). *OTB Cookbook. LineSegmentDetection – Line segment detection* [en ligne]. (Consulté le : 06/05/2019) Disponible sur : [https://www.orfeo-toolbox.org/CookBook/Applications/app\\_LineSegmentDetection.html](https://www.orfeo-toolbox.org/CookBook/Applications/app_LineSegmentDetection.html)
- Poulard, C., Breil, P., Hauchard, E., Dehotin, J., Lagadec, L.R., Patrice, P., (2015). Le ruissellement, comprendre pour diagnostiquer et agir. *Techni .Cités*, pp.21-28. Hal-01166072. (Consulté le : 26/07/2019)
- 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 [en ligne]. *GIScience & Remote Sensing*. DOI: 10.1080/15481603.2017.1328758. (Consulté le : 29/04/2019) Disponible sur :

- [https://www.researchgate.net/publication/317751461\\_Developing\\_soil\\_indices\\_based\\_on\\_brightness\\_darkness\\_and\\_greenness\\_to\\_improve\\_land\\_surface\\_mapping\\_accuracy](https://www.researchgate.net/publication/317751461_Developing_soil_indices_based_on_brightness_darkness_and_greenness_to_improve_land_surface_mapping_accuracy)
- Rouhana, R., (1998). Détection des linéaments dans les images de RADARSAT par un réseau neuronique cellulaire [en ligne]. Mémoire Master : Technologie des systèmes .Montréal : Ecole de technologie supérieur ' Université du Québec, 96p. (Consulté le : 01/08/2019) Disponible sur : <https://www.etsmtl.ca/ETS/media/ImagesETS/Labo/LIVIA/memoires/TH-1998-rouhana.pdf>
- Roushdy, M., (2006). Comparative study of edge detection algorithms applying on the grayscale noisy image using morphological filter [en ligne]. *GVIP Journal*, vol.6, Issue 4. (Consulté le : 01/08/2019) Disponible sur : [https://www.researchgate.net/profile/Mohamed\\_Roushdy3/publication/229014057\\_Comparative\\_stuy\\_of\\_edge\\_detection\\_algorithms\\_applying\\_on\\_the\\_grayscale\\_noisy\\_image\\_using\\_morphological\\_filter/links/00b7d51d3f45c864d2000000.pdf](https://www.researchgate.net/profile/Mohamed_Roushdy3/publication/229014057_Comparative_stuy_of_edge_detection_algorithms_applying_on_the_grayscale_noisy_image_using_morphological_filter/links/00b7d51d3f45c864d2000000.pdf)
- Ryan, C.M., Hill, T., Woollen, E., Ghee, C., Mitchard, E., Cassells, G., Grace, J., Woodhouse, I.H., Williams, M., (2011). Quantifying small-scale deforestation and forest degradation in African woodlands using radar imagery [en ligne]. *Global Change Biology*, vol. 18 , Issue. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2011.02551.x> (Consulté le : 08/08/2019)
- SINERGISE. SENTINEL Hub. Sentinel 2 EO products. (Consulté le : 29/03/2019) Disponible sur : [https://www.sentinel-hub.com/develop/documentation/eo\\_products/Sentinel2EOproducts](https://www.sentinel-hub.com/develop/documentation/eo_products/Sentinel2EOproducts)
- Singh, S., Datar, A., (2013). EDGE Detection Techniques Using Hough Transform [en ligne]. *International Journal of Emerging and Advences Engineering*, vol. 3, 6. ISSN 2250-2459, ISO 9001:2008 Certified Journal. (Consulté le : 04/08/2019) Disponible sur : <https://pdfs.semanticscholar.org/6dfd/9a799dd18a05b417302a30660fc7302cff52.pdf>
- Suliman, A., Zhang, Y., (2015). A Review on Back-Propagation Neural Networks in the Application of Remote Sensing Image Classification. *Journal of Earth Science and Engineering*, 5, pp. 52-65. doi: 10.17265/2159-581X/2015. 01. 004. (Consulté le : 01/08/2019) Disponible sur : <http://www.davidpublisher.com/Public/uploads/Contribute/55385db86fbee.pdf>
- Talab Ou Ali, H., Niculescu, S., Sellin, V., Bougault, C., (2017). Contribution de la nouvelle série d'images Sentinel-1 pour le suivi de la végétation côtière dans le Pays de Brest [en ligne]. *Spatial Analysis and GEOmatics*, INSA de Rouen. fihal-01650671f (Consulté le : 06/08/2019) Disponible sur : <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01650671/document>
- The IDB Project, (2011-2019). Index DataBase ' A database for remote sensing indices. (Consulté le : 07/05/2019) Disponible sur : <https://www.indexdatabase.de/db/s-single.php?id=96>

- Toumi, S., Meddi, M., Brou, Y.T., Mahe, G., (2013) : Application de la télédétection et les SIG à la cartographie de l'érosion dans le bassin versant de l'Oued Mina [en ligne]. *Hydrological Sciences Journal*, 58(7). DOI: 10.1080/02626667.2013.824088 (Consulté le : 13/07/2019)  
Disponible sur :  
[https://www.researchgate.net/publication/263221916\\_Cartographie\\_de\\_l'erosion\\_dans\\_le\\_bassin\\_versant\\_de\\_l'Oued\\_Mina\\_en\\_Algerie\\_par\\_teledection\\_et\\_SIG](https://www.researchgate.net/publication/263221916_Cartographie_de_l'erosion_dans_le_bassin_versant_de_l'Oued_Mina_en_Algerie_par_teledection_et_SIG)
- UVED. ENVCAL – Suivi de l'environnement par télédétection [en ligne]. (Consulté le : 29/03/2019) Disponible sur :  
<https://e-cours.univ-paris1.fr/modules/uvved/envcal/html/vegetation/indices/qques-indices/indiceseffets-sol.html>
- Vansteelant, Jy., Trévisan, D., Perron, L., Dorioz, Jm., Roybin, D., (1997). Conditions d'apparition du ruissellement dans les cultures annuelles de la région lémanique. Relation avec le fonctionnement des exploitations agricoles [en ligne]. *Agronomie, EDP Sciences*, 17 (2), pp.65-82. fihal-00885827. (Consulté le : 26/07/2019) Disponible sur : <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00885827>
- Verpoorter, C., (2009). Télédétection hyperspectrale et cartographie des faciès sédimentaires en zone intertidale : application à la Baie de Bourgneuf [en ligne]. Thèse de doctorat : Sciences de la Terre et de l'Univers. Spécialité : Télédétection. Nantes : Université de Nantes, 463p, Français. fftel-00391184 (Consulté le : 01/08/2019) Disponible sur : <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00391184/document>
- Vinet, F., (2003). Crues et inondations dans la France méditerranéenne. Les crues torrentielles des 12 et 13 novembre 1999 (Aude, Tarn, Pyrénées-Orientales et Hérault) [en ligne]. fihal-01895590. (Consulté le : 20/08/2019) Disponible sur : <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01895590/document>
- WikiStat. Réseaux de neurones [en ligne]. (Consulté le : 01/08/2019) Disponible sur : <https://www.math.univ-toulouse.fr/~besse/Wikistat/pdf/st-m-app-rn.pdf>

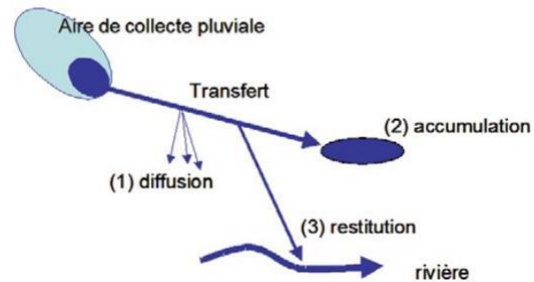
# ANNEXES

---



## m) Annexe 1 : Le ruissellement intense

Un ruissellement intense est engendré par des précipitations avec une intensité et/ou une fréquence et/ou une durée importante. En effet, une pluie d'intensité moyenne, mais constante et de durée rare peut être à l'origine de ruissellement intense. Il se caractérise par un écoulement d'eau important en surface (par des voies inhabituelles, hors réseaux hydrographiques permanents contrairement au débordement), suite à un engorgement du sol, ne permettant pas à la totalité de l'eau de s'infiltrer. Le ruissellement trouve son origine dans les zones de production là où, après un événement pluvieux, une lame d'eau se crée en surface. Cette lame d'eau se forme à partir d'une aire de collecte (cf. Figure 1). Dans un premier temps, l'eau est retenue par les aspérités au sol avant de s'écouler grâce aux pentes. Au cours de ce transfert vers l'aval, l'eau peut s'infiltrer (en partie ou en totalité),



**Figure 11** : Étapes hydrologiques pouvant conduire à l'inondation par Ruissellement Intense Pluvial (Dehotin et al., 2015)

retourner aux cours d'eau ou s'accumuler dans des dépressions topographiques, ruptures de pente ou encore en amont d'un obstacle (habitation, muret, talus ...) (cf. Figure 1). Plus la surface des zones de production en amont sera étendue, plus le transfert sera important.

Le ruissellement intense est un phénomène mondial dont l'importance varie fortement selon le territoire.

La topographie, les caractéristiques pédologiques, l'occupation du sol et le climat sont divers facteurs limitant ou favorisant la genèse de ruissellements (Dehotin et Breil, 2011) :

- La topographie est un paramètre très important à prendre en compte. En effet, les fortes pentes favorisent les zones de production et de transfert tandis que les faibles pentes favorisent l'accumulation. Les aires drainées et les indices de compacité, qui sont des variables approchées de la quantité d'eau ruisselée et de son temps de concentration, sont d'autres variables souvent utilisées pour la détection du ruissellement.

- Les caractéristiques pédologiques (texture, épaisseur du sol, etc.) qui vont conditionner entre autres la perméabilité, la capacité d'infiltration et de rétention de l'eau, ou encore l'érodibilité des sols.

- L'occupation du sol directement liée aux activités humaines et pratiques culturelles (défrichage, déboisement, surpâturage, abandon des terres) (Vansteelant et al., 1997) (Billard et al., 1992).

En effet, un sol nu ou artificialisé favorisera les productions de ruissellement et phénomènes d'érosion tandis qu'un sol végétalisé aura tendance à retenir l'eau et à favoriser son infiltration.

## n) Annexe 2 : Présentation de la méthode IRIP

Dans la méthode IRIP, le ruissellement est défini comme étant « la création d'une lame d'eau à la surface du sol, qui peut se transférer sous une forme diffuse sur des terrains ayant une topographie homogène ou qui se concentre selon la microtopographie » (Bonnet-Carrier et Dehotin, 2011).

Le modèle IRIP vise à produire une cartographie des zones à fort potentiel de ruissellement d'amont en aval. Cette méthode permet d'avoir une vision globale de la dynamique potentielle des écoulements de surface à l'échelle d'un bassin versant grâce à différentes couches d'informations, à savoir : la topographie, la géologie, la pédologie, l'occupation du sol et les structures linéaires (Dehotin et al., 2015).



**Figure 12 :** Trois étapes de formations du ruissellement : production, transfert, accumulation (Lagadec, 2017)

L'objectif de IRIP est d'élaborer une cartographie des zones les plus susceptibles de produire du ruissellement intense. Pour cela, 3 cartes représentant les 3 étapes clés de la formation de ruissellement sont produites : production (zones où les conditions au sol favorisent la formation en surface d'une lame d'eau), transfert (favorisé par des axes naturels ou anthropiques qui interceptent et réorientent l'écoulement) et accumulation (favoriser par divers obstacles, par une rupture de pente ou encore une dépression) (cf. Figure 2).

L'analyse des différentes couches d'informations fournies en entrée permet par la suite de calculer des indicateurs de prédisposition à la formation de ruissellement (cf. Figure 3).

Étapes clés	Production	Transfert	Accumulation
Indicateurs de prédisposition	Pentes et indices topographiques	Production	Production
	Occupation du sol	Pente	Surface drainée
	Perméabilité du sol	Rupture de pente convexe	Pente
	Erodibilité du sol	Indice de compacité	Rupture de pente concave
	Profondeur du sol	Axe linéaire au sol	Indice topographique

**Figure 13 :** Tableau récapitulatif des indicateurs de prédisposition à la formation de production, transfert et accumulation du ruissellement.

Chacun de ces indicateurs contribue à la création d'une carte binaire dont la valeur « 0 » est affectée à un pixel n'étant pas favorable au ruissellement, et « 1 » dans le cas contraire. Après quoi, la somme des valeurs de ces 5 indicateurs sert à produire une carte dont l'échelle de susceptibilité s'étend de 0 à 5 (cf. Figure 4) (Breil et al., 2016).

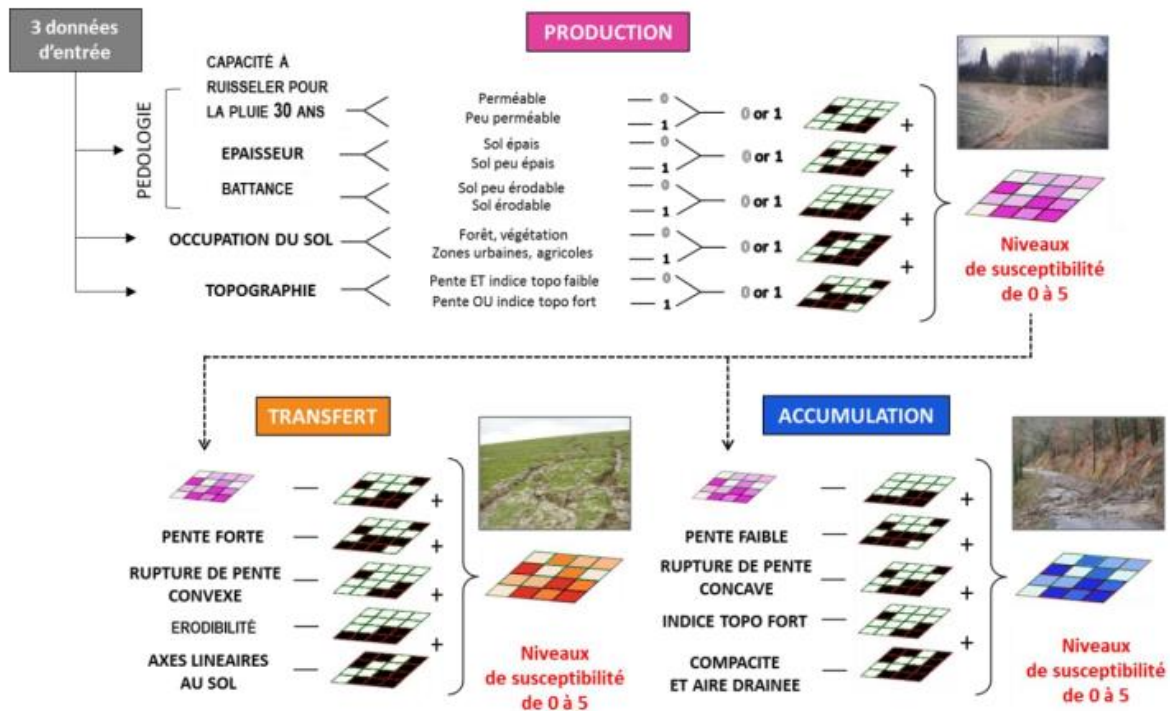


Figure 14 : Principe de l'établissement des cartes de ruissellement par IRIP (Breil, 2019).

Les territoires sont découpés en mailles dont la taille dépend de la précision de l'information utilisée en entrée du modèle. De cette manière, plus la résolution spatiale des données d'entrée est fine, plus les cartes produites sont réalistes et opérationnelles.

Détecter un maximum d'incident géolocalisés en minimisant les surfaces prédites est le critère de performance auquel répond le modèle IRIP.

#### Présentation du logiciel iRIP

Le logiciel iRIP (propriété de la SNCF) est l'interface qui permet de créer les cartes de ruissellement. Il génère des cartes intermédiaires de l'analyse topographique de même que des cartes issues de l'analyse hydrologique réalisée au cours des différentes étapes (Bonnet-Carrier et Dehotin, 2011).

## o) Annexe 3 : Caractéristiques satellites

Sentinel-2				Pléiades			
<b>Date d'envoi</b> :				<b>Dates d'envoi</b> :			
Sentinel-2 2A : 23 juin 2014				Pléiades-HR 1A : 17 Décembre 2011			
Sentinel-2 2B : 7 mars 2017				Pléiades-HR 1B : 2 Décembre 2012			
Poduits Sentinel-2 issus d'un capteur multispectral (13 bandes, dans le visible et le proche infrarouge).				Produits Pléiades issu de capteurs panchromatique et multispectral (4 bandes : Rouge, Vert, Bleu, InfraRouge).			
<b>Bandes et résolutions spectrales :</b>				<b>Bandes spectrales :</b>			
	Longueur d'onde centrale (nm)	Résolution (m)	Largeur de bande (nm)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pan: 470 - 830 nm</li> <li>• Bleu: 430 - 550 nm</li> <li>• Vert: 500 - 620 nm</li> <li>• Rouge: 590 - 710 nm</li> <li>• Proche infra-rouge : 740 – 940 nm</li> </ul>			
B1	443	20	20	<b>Résolution spatiale :</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Multibande : 2,8 m ré-échantillonné à 2 m</li> <li>• Panchromatique : 70 cm ré-échantillonné à 50 cm</li> </ul>			
B2	490	10	65				
B3	560	10	35				
B4	665	10	30				
B5	705	20	15				
B6	740	20	15				
B7	783	20	20				
B8	842	10	115				
B8a	865	20	20				
B9	945	60	20				
B10	1380	60	30				
B11	1610	20	90				
B12	2190	20	180				
<b>Revisite tous les 5 jours</b> en combinant les deux satellites				<b>Revisite quotidienne</b>			
<b>Orbite</b> : 290 km				<b>Orbite</b> : <b>héliosynchrone</b> <b>quotidienne</b> <b>héliosynchrone</b>			
<b>Fauchée</b> : 290 km				<b>Fauchée</b> : 20 km de large et 300 km de long			
<i>Source : ESA, European Space Agency, 2015.</i>				<i>Source : IGN, Institut National de l'Information Géographique et Forestière, 2015.</i>			

## p) Annexe 4 : Etat de l'art : « Détection du ruissellement par télédétection »

Peu nombreuses sont les études menées sur la détection du ruissellement de surface par la télédétection. Le phénomène de ruissellement étant mal connu, 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. Selon la littérature, les données de télédétection les plus couramment utilisées dans ces cas-ci proviennent d'images multispectrales Landsat et SPOT (30 m de résolution spatiale) (*Babita et Sailesh, 2011*) (*Menad, 2012*) (*Dubucq, 1986*).

Dans ces études, c'est le phénomène d'érosion qui est le plus souvent recherché. Dubucq M. a réalisé un suivi des zones érodées (afin de les quantifier et de les cartographier à partir d'images spatiales Landsat et SPOT couplées à des données terrain et des photos aériennes (*Dubucq, 1986*)). Ce qui a également été le cas pour de nombreuses autres études (*Fadul et al., 1999*). Toumi et son équipe ont quant à eux réalisé une classification en fonction de l'occupation du sol pour faciliter la discrimination des différents types de sols (*Toumi et al., 2013*). Il en est de même pour Begueria S. qui ajoute de la temporalité pour mettre en évidence l'érosion du sol sur des affleurements rocheux (*Begueria, 2006*). Les données de SPOT sont aussi largement utilisées dans la détection des ravines (*Dwivedi et al., 1997*).

Les phénomènes de glissement de terrain sont également largement étudiés. La notion de classification par pixel et par ANN (Artificial Neural Network) est abordée par Danneels et Havenith afin de déterminer les caractéristiques du sol pouvant expliquer les glissements de terrain. Pour cela ils ont recouru à divers indices (NDVI, NDWI et NDSI) calculés à partir de données ASTER (*Danneels et Havenith, 2007*) (*Fjeld, 2017*). Aujourd'hui, un grand nombre d'indices existent pour mettre en évidence un couvert végétal, ce qui n'est pas le cas pour caractériser le sol. RIBS, PIDS et RNDSI sont quelques indices qui ont été développés dans cet objectif (*Qiu et al., 2017*). L'indice RNDSI a été créé afin de mettre en évidence certaines caractéristiques du sol, voir même de le différencier entre eux. Ces derniers ayant une composition très complexe (structure, texture, rugosité des surfaces, etc.), leurs signatures spectrales varient en conséquence, rendant ainsi leur caractérisation difficile. NDSI a été conçu dans le but d'identifier les zones dépourvues de couvert et d'extraire le sol en milieu urbain et suburbain (*Deng et al., 2015*). L'article « *Developing soil indices based on brightness, darkness, and greenness to improve land surface mapping accuracy* » (*Qiu et al., 2017*) propose des indices afin de distinguer le sol des surfaces imperméables et des zones de végétation. En premier lieu, RIBS (Ratio Index for Bright Soil), qui permet de distinguer un sol clair d'un sol brillant sans masquer la végétation et les plans d'eau et PIDS (Product Index for Dark Soil) qui est le seul indice permettant de distinguer les sols foncés des autres couvertures terrestres.

Finalement, il ressort de cet état de l'art une utilisation majoritaire d'images Landsat pour la détection des aléas issus du ruissellement pluvial. L'apport complémentaire du multitemporel 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 et quelques autres apparaît approprié. Koena Sepuru T. et Dube T. appuient également sur le fait que l'utilisation de l'information à haute résolution spectrale est limitée en raison de son coût d'acquisition (*Koena Sepuru et Dube, 2018*).

Les processus de détection des dépôts et coulées de boue sont également peu mentionnés dans la littérature.

## q) Annexe 5 : Liste des images utilisées

### • Sentinel-2 :

SENTINEL2A\_20180727-104023-458\_L2A\_T31TDH\_D\_V1-8  
SENTINEL2A\_20180730-105204-866\_L2A\_T31TDJ\_D\_V1-8  
SENTINEL2A\_20180816-104419-575\_L2A\_T31TDH\_D\_V1-8  
SENTINEL2A\_20180908-105708-531\_L2A\_T31TDJ\_D\_V1-9  
SENTINEL2A\_20180925-104119-794\_L2A\_T31TDH\_D\_V1-9  
SENTINEL2A\_20181005-104840-944\_L2A\_T31TDH\_D\_V1-9  
SENTINEL2A\_20181005-104840-944\_L2A\_T31TDJ\_D\_V1-9  
SENTINEL2B\_20181023-105107-455\_L2A\_T31TDJ\_D\_V1-9  
SENTINEL2B\_20181023-105107-455\_L2A\_T31TDJ\_D\_V1-9  
SENTINEL2A\_20181025-104115-456\_L2A\_T31TDH\_D\_V1-9  
SENTINEL2A\_20181124-104850-385\_L2A\_T31TDJ\_D\_V1-9  
SENTINEL2A\_20181124-104904-767\_L2A\_T31TDH\_D\_V1-9  
SENTINEL2A\_20181227-105847-085\_L2A\_T31TDJ\_D\_V1-9  
SENTINEL2A\_20190103-104906-729\_L2A\_T31TDH\_D\_V1-9

### • Pléiades

**03/11/2018**

ORT\_2018110339240710\_0633\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339240710\_0633\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339240710\_0634\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339240710\_0634\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339240710\_0635\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339240710\_0635\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339240710\_0636\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339240710\_0636\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339240710\_0637\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339240710\_0637\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339240710\_0638\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339240710\_0638\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339240710\_0639\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339240710\_0639\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339240710\_0640\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339240710\_0640\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339240710\_0641\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339240710\_0641\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339240710\_0642\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339240710\_0642\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339240710\_0643\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339240710\_0643\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339240710\_0644\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339240710\_0644\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339240710\_0645\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339240710\_0645\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339240710\_0646\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339240710\_0646\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339240710\_0647\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339240710\_0647\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339240710\_0648\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339240710\_0648\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339240710\_0649\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339240710\_0649\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339240710\_0650\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339240710\_0650\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339240710\_0651\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339240710\_0651\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339240710\_0652\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339240710\_0652\_6251\_LA93\_16Bits

ORT\_2018110339226319\_0647\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339226319\_0647\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339226319\_0648\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339226319\_0648\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339226319\_0649\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339226319\_0649\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339226319\_0650\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339226319\_0650\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339226319\_0651\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339226319\_0651\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339226319\_0652\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339226319\_0652\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339226319\_0653\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339226319\_0653\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339226319\_0654\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339226319\_0654\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339226319\_0655\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339226319\_0655\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339226319\_0656\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339226319\_0656\_6251\_LA93\_16Bits  
ORT\_2018110339226319\_0657\_6210\_LA93\_16Bits à ORT\_2018110339226319\_0657\_6251\_LA93\_16Bits







r) Annexe 6 : Données utilisées en entrée du modèle IRIP pour la réalisation des cartographies de ruissellement

IRIP			IRIP +		
Facteurs	Paramètres	Données d'entrée	Facteurs	Paramètres	Données d'entrée
Production			Production		
Sol	Perméabilité	BD_Sol INRA	Sol	Pluie horaire 30 ans vs perméabilité	ESDAC (250m)
Sol	Epaisseur	BD_Sol INRA	Sol	% de saturation à 30 cm	ESDAC (250m)
Sol	Erodibilité	BD_Sol INRA	Sol	Battance et Zones Urbaines	ESDAC (250m)
OS	Occupation du sol	CLC (250m)	OS	Occupation du sol	OSO-Cesbio 2017 (20m)
Topographie	Pente forte et/ou indice topo	IGN (25m)	Topographie	Axe de transport (route, fer)	MNT IGN (25m)
Transfert			Transfert		
Prod. Amont	0 ou 1	IRIP	Prod. Amont	0 ou 1	IRIP
Topographie	Rupture de pente convexe	MNT IGN (25m)	Topographie	Rupture de pente convexe (r.param.scale ; 5 pixels)	MNT IGN (25m)
Topographie	Pente forte et/ou indice topo	MNT IGN (25m)	Topographie	Pente forte	MNT IGN (25m)
Topographie	Indice de forme	MNT IGN (25m)	Topographie	Aire drainée	MNT IGN (25m)
OS	Axe de transport (route, fer)	BD_IGN	OS	Erodibilité	ESDAC (250m)
Accumulation			Accumulation		
Prod. Amont	0 ou 1	IRIP	Prod. Amont	0 ou 1	IRIP
Topographie	Rupture de pente concave	MNT IGN (25m)	Topographie	Rupture de pente concave (r.param.scale ; 5 pixels)	MNT IGN (25m)
Topographie	Pente faible	MNT IGN (25m)	Topographie	Pente faible	MNT IGN (25m)
Topographie	Indice topo	MNT IGN (25m)	Topographie	Indice topo	MNT IGN (25m)
Topographie	Surface drainée ou indice de forme	BD_IGN	Topographie	Aire drainée	MNT IGN (25m)



t) Annexe 8 : Photos terrain département de l'Aude  
(réalisées le 24/09/2019 par Breil P. et Favro A.)

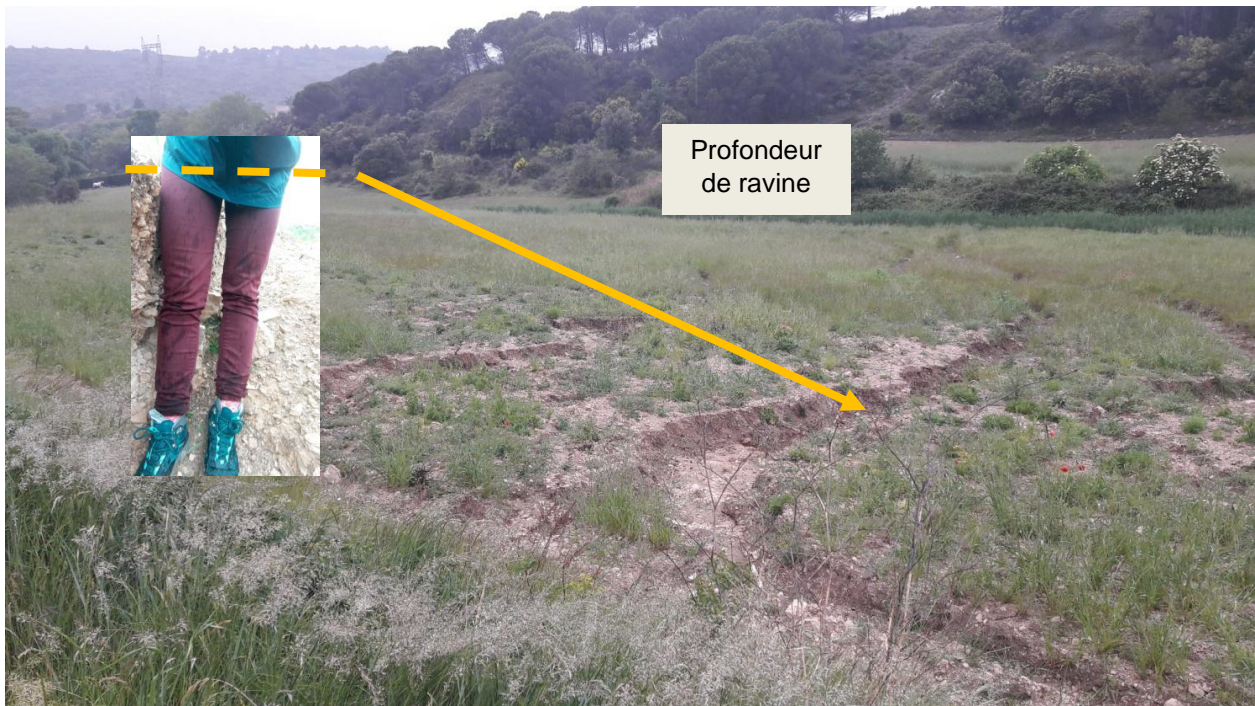
- *Erosion*



Vigne arrachée (arrachage)

Terre et débris charriés (dépôts)

Ravines (érosion)



Profondeur  
de ravine

- *Dépôt*

Terre charriés (dépôts)



*Dépôt dans replat amont vigne et arrachage dans partie en pente (jeunes plants de vigne)*

- *Arrachage*



Arrachage total  
de la surface,  
Sol nu apparent



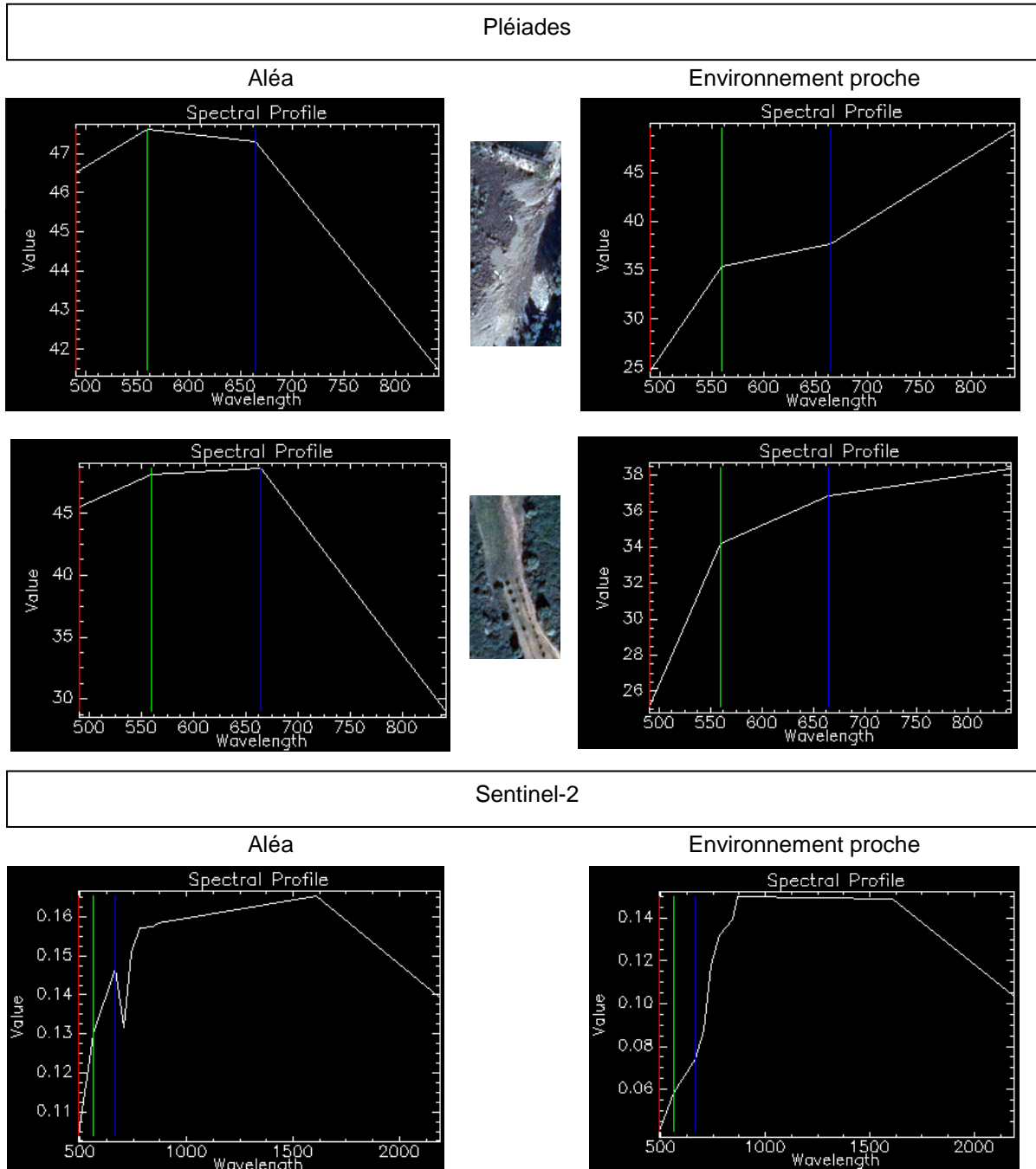
Vignes matures  
moins impactées par  
le ruissellement

Jeunes vignes ré-  
cemment replantées  
suite à un arrachage  
total causé par d'im-  
portants ruisselle-  
ments en crête de  
colline.

## u) Annexe 9 : Résultats analyses télédétection

Étude des signatures spectrales et spatiales à un instant T : Signatures spectrales

- Dépôts



Concernant l'aléa « dépôt », il semblerait que ce dernier soit caractérisé par un profil spectral particulier. En effet, les profils spectraux associés aux dépôts présentent la même allure quelle que soit la localisation de l'aléa, avec un simple changement d'intensité. Cependant, sur les images Pléiades, une différence est visible entre les signatures de l'aléa et celles de leur environnement proche. Ce

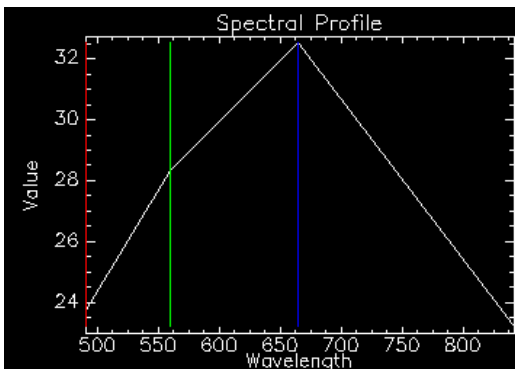
changement peut se traduire par une occupation du sol différente en fonction de la localisation de l'aléa et donc un profil spectral associé différent.

Sur les images Sentinel-2, la comparaison entre la signature spectrale de l'aléa et celle de son environnement proche montre que ces dernières sont quasiment identiques avec seulement un changement d'intensité.

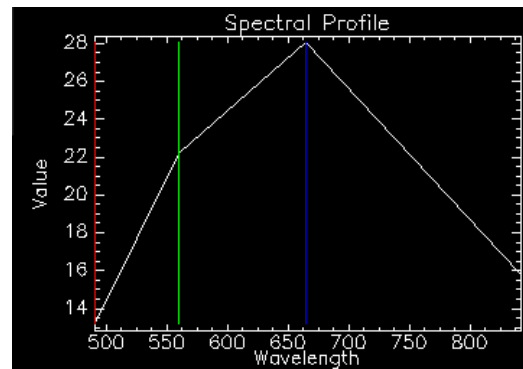
- Arrachage

Pléiades

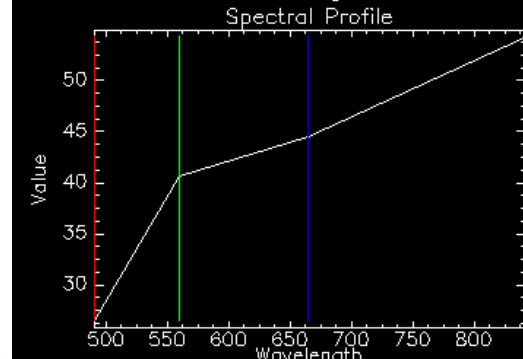
Aléa



Environnement proche

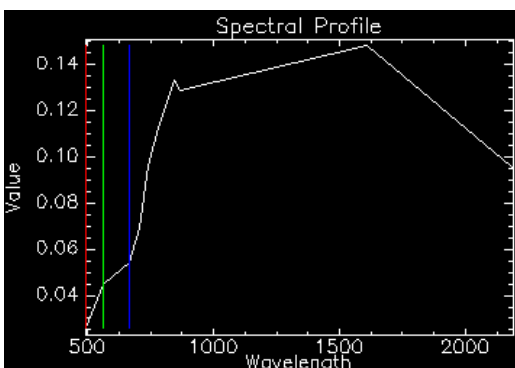


Les profils spectraux de l'aléa arrachage à partir des images Pléiades mettent bien en évidence la difficulté de l'isolé de son environnement proche. En effet, selon les caractéristiques de l'environnement à proximité de l'aléa, les profils spectraux peuvent être similaires comme totalement différents.

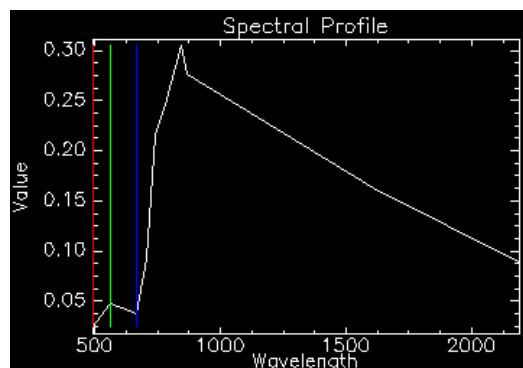


Sentinel-2

Aléa



Environnement proche



Sur les images Sentinel-2, la comparaison entre la signature spectrale de l'aléa et celle de son environnement proche montre que ces dernières sont quasiment identiques avec seulement un changement d'intensité ainsi qu'un changement de valeur pour la bande SWIR (1610  $\mu\text{m}$ ).



## v) Annexe 10 : Résultats analyses télédétection

Étude des signatures spectrales et spatiales à un instant T : Signatures spatiales

- *Dépôts*

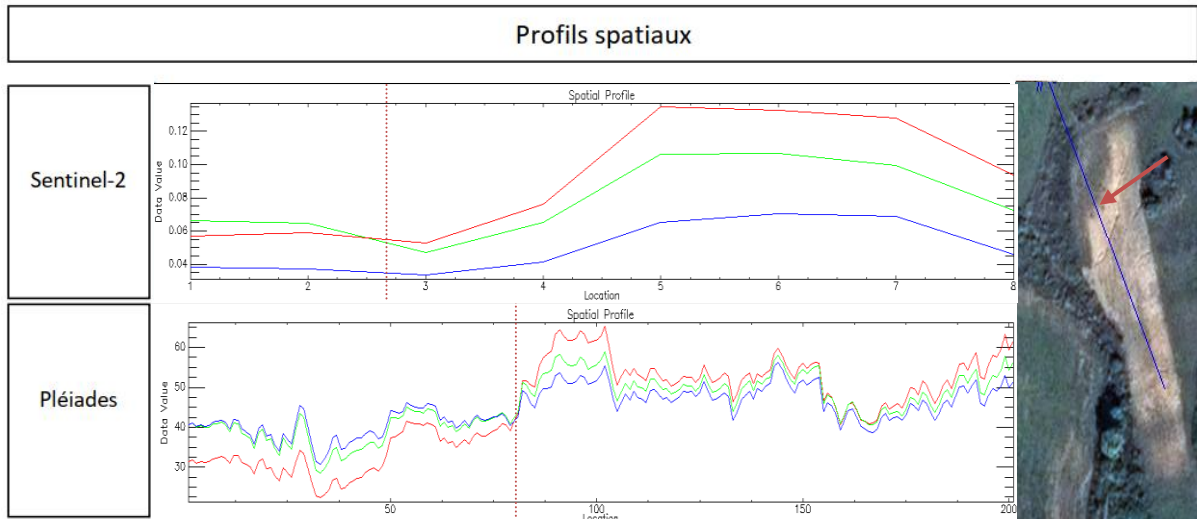


Figure 15 : Profils spatiaux de l'aléa dépôt et de son environnement proche à partir d'image Sentinel-2 (daté du 23/10/2018) et Pléiades (03/11/2018).

- *Arrachage*

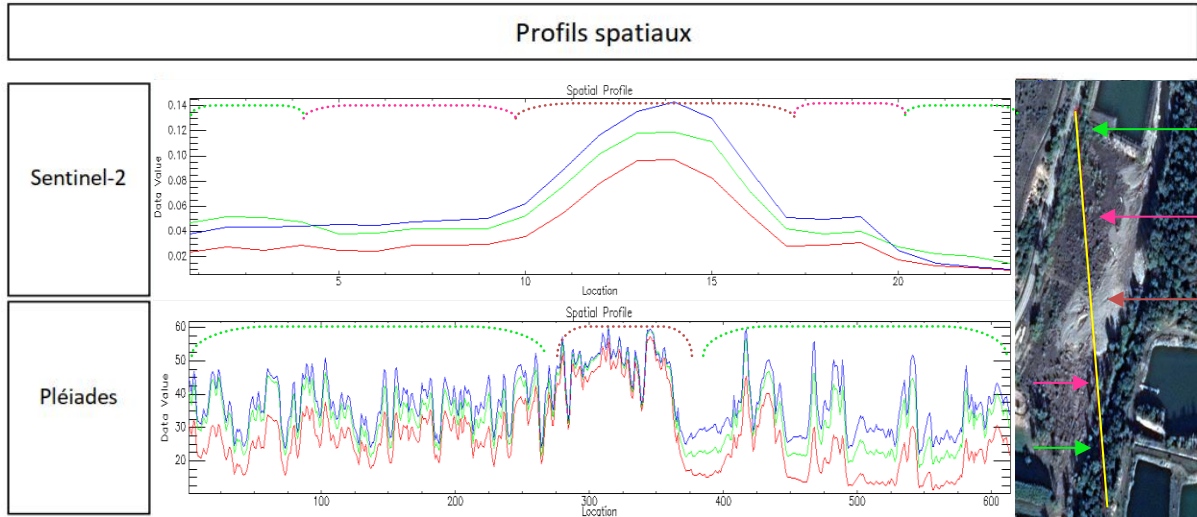


Figure 16 : Profils spatiaux de l'aléa arrachage et de son environnement proche à partir d'image Sentinel-2 (daté du 23/10/2018) et Pléiades (03/11/2018).

De la même manière que pour l'aléa érosion, de nombreux pics bien marqués sont visibles sur les profils des images Pléiades du fait de leur plus haute résolution spatiale qui permet de distinguer davantage de détails et ainsi d'être sensible à de plus fines variations.

Comme mentionné précédemment, l'aléa « dépôt » caractérisé par une formation blanchâtre se traduit par une augmentation de la réflectance (Sentinel-2) et de luminance (Pléiades) sur les profils spatiaux.

Une alternance dans l'organisation des bandes est également visible ce qui met bien en évidence le changement d'occupation du sol avec un passage d'un sol plutôt végétalisé à un sol recouvert de dépôt notamment d'argile ce qui l'associe à un sol nu.

Le profil spatial de l'aléa « arrachage » présenté ici se décompose quant à lui en trois parties avec sur les extrémités des zones faiblement végétalisées caractérisées par une valeur de luminance faible (comprise entre 0.02 et 0.05), suivi d'une zone d'arrachage marquée par une alternance des bandes bleu et verte. Finalement l'augmentation des valeurs de luminance au centre du profil spatiale traduit de la présence de dépôts qui comme mentionné précédemment, engendrent une forte augmentation de l'albédo et donc de la luminance.

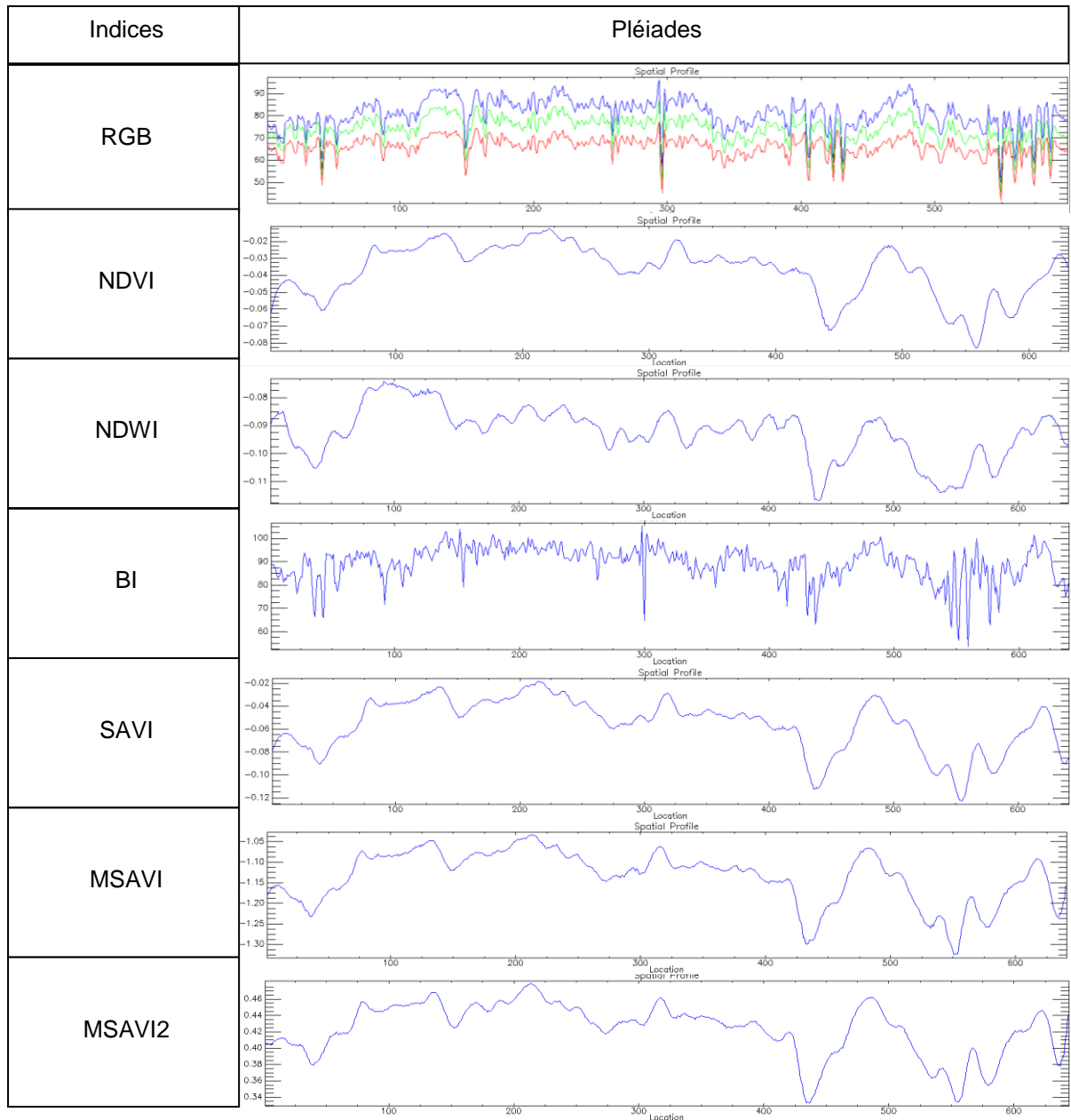
La distinction est plus difficile sur le profil de l'image Pléiades qui du fait de leur importante résolution spatiale produisent davantage de bruit sur les profils spatiaux. Trois zones sont néanmoins distinguables : les dépôts au centre ainsi qu'une alternance de pics sur les extrémités des profils correspondant aux zones végétalisées et d'arrachage.

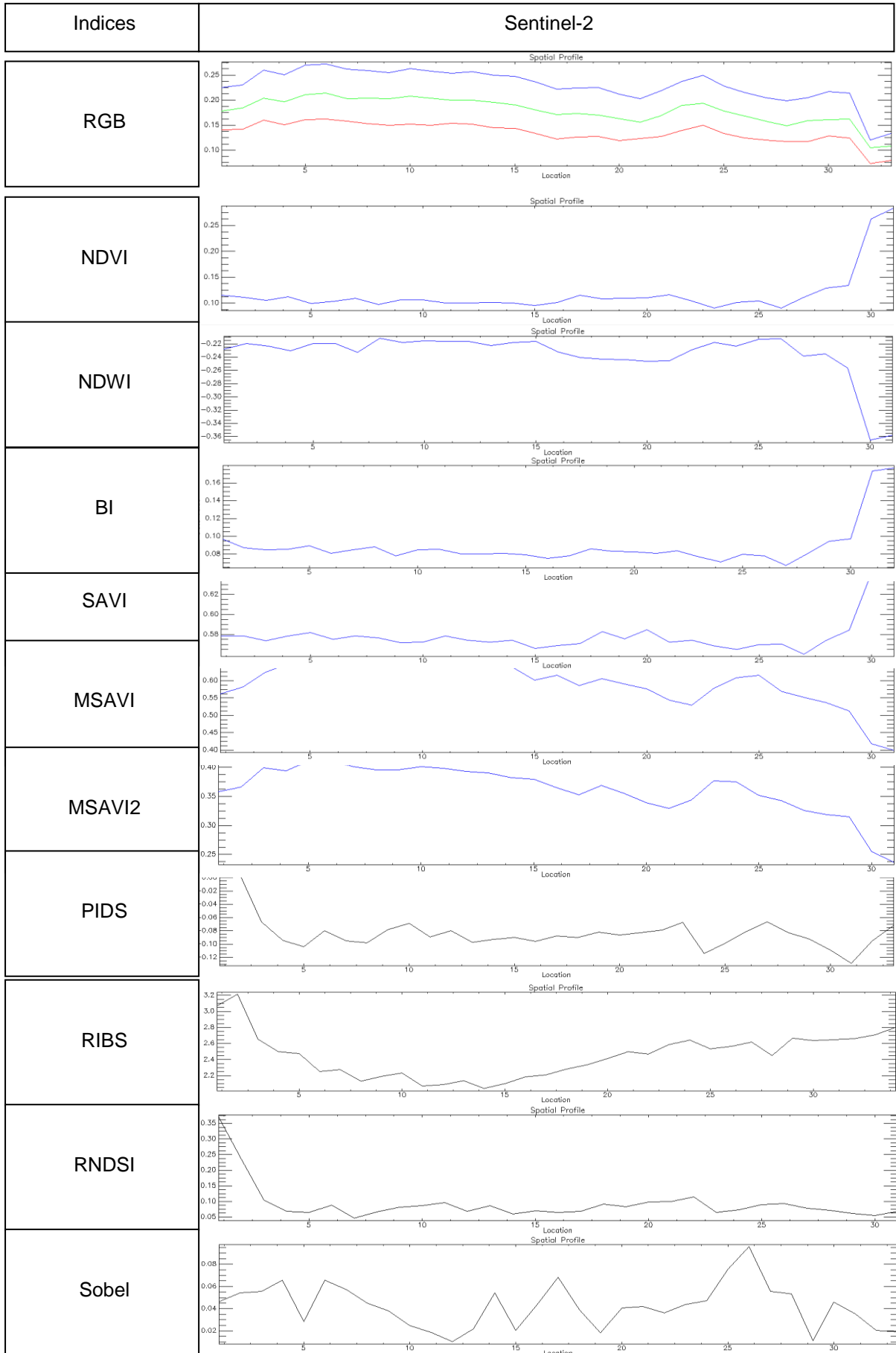
Lorsque le parallèle est fait entre le profile spatiale et l'image Pléiades, il est facile d'interpréter et de comprendre les changements d'intensité présent sur les profils. Néanmoins, une interprétation seule des profils ne permet pas d'identifier les raisons de ces changements qui peuvent être multiples (changement d'occupation du sol par exemple).

w) Annexe 11 : Tests des indices et filtres relevés dans la littérature

x) Indices

- *Erosion*

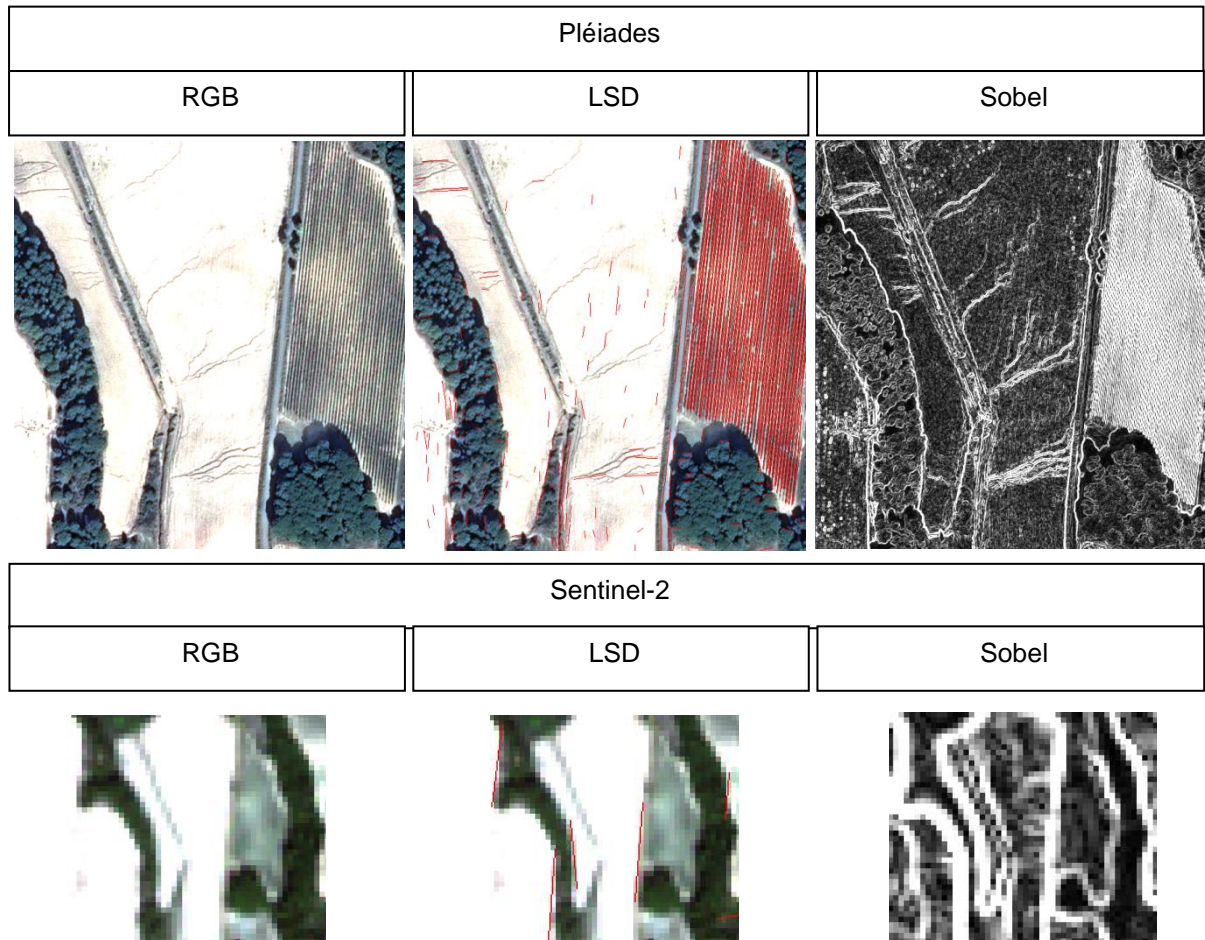




## y) Annexe 12 : Tests des indices et filtres relevés dans la littérature

### Filtres

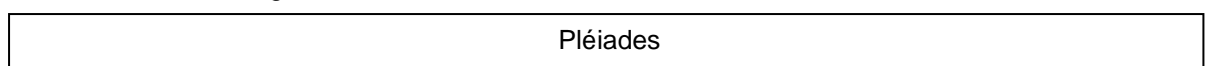
- *Erosion*

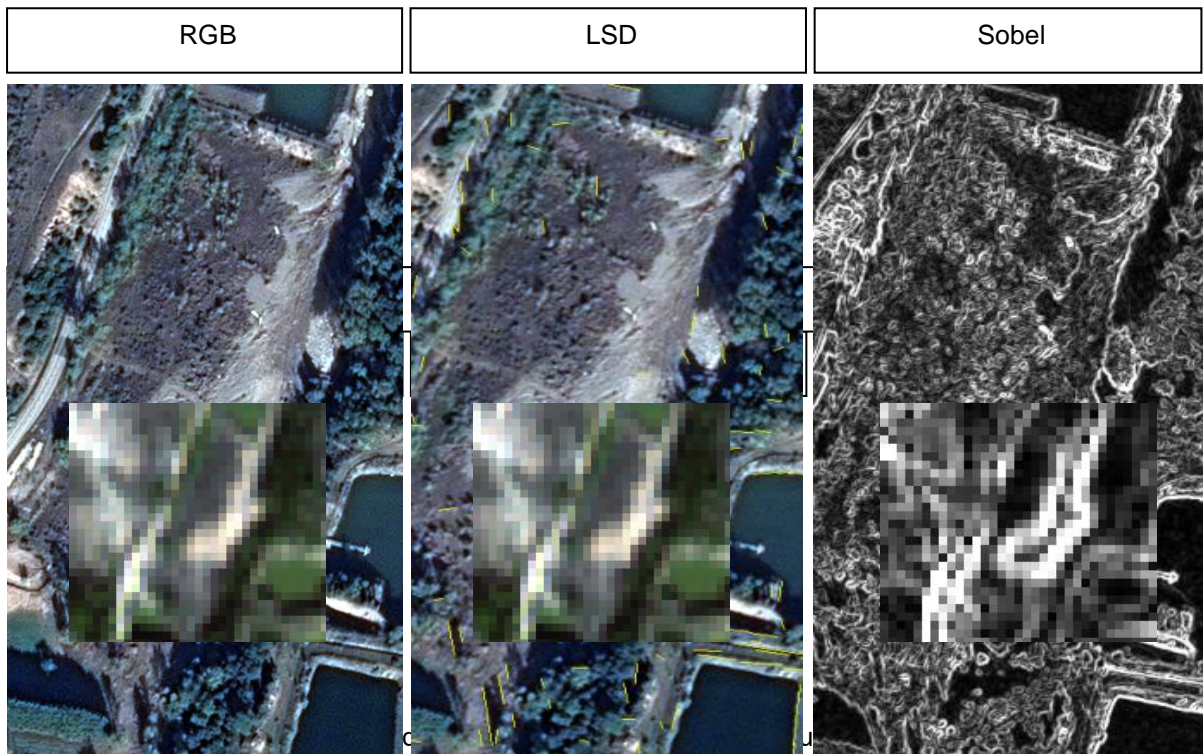


Le filtre LSD apparait ici inadéquat dans la mesure où seuls les contours rectilignes sont détectés (traits rouges sur les photographies). Ainsi, seules les parcelles de vignes sont mises en évidence. Les images Sentinel-2 disposant d'une résolution spatiale relativement faible se révèlent d'autant plus insensibles au filtre LSD.

Pour l'image Pléiades, l'analyse visuelle du filtre Sobel montre une détection claire des contours des ravines, 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.).

- Arrachage

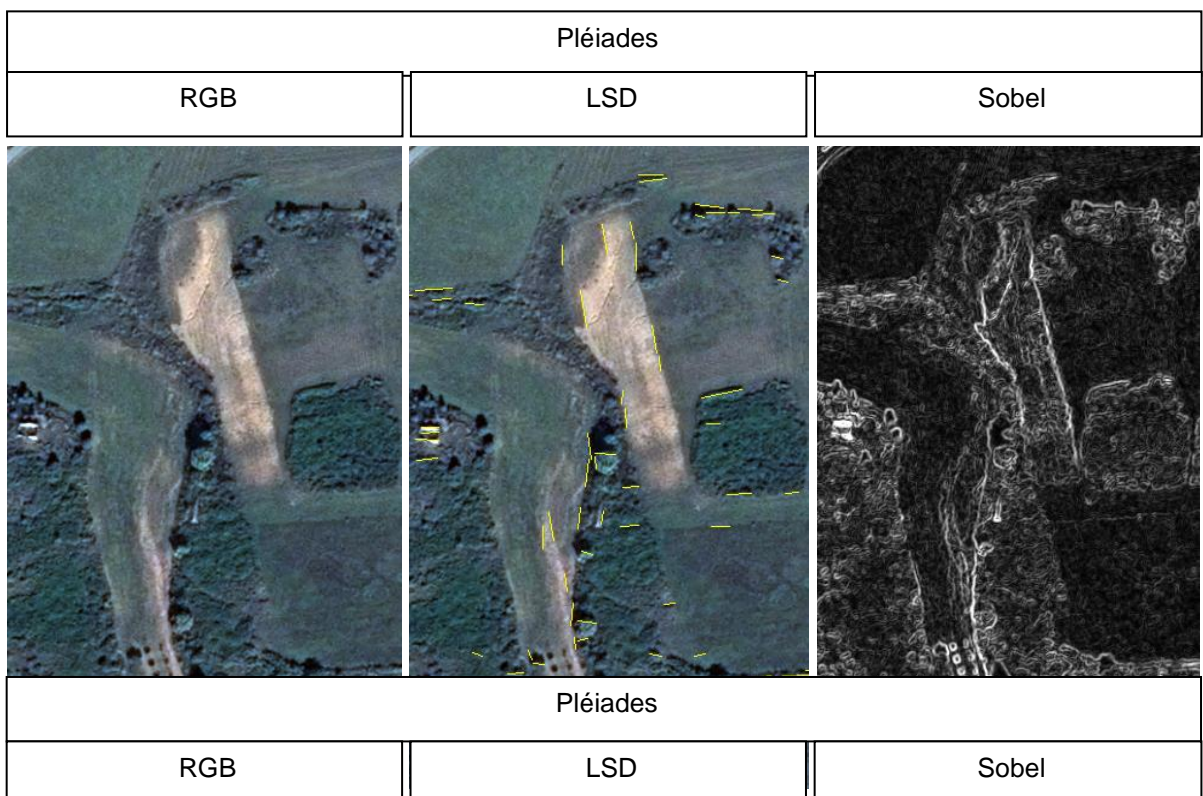


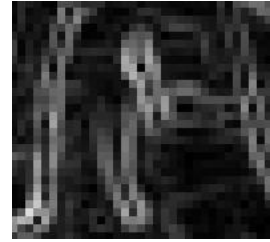


pertinent (traits jaunes sur les photographies ci-dessus).

Le filtre Sobel quant à lui détecte de nombreux éléments. Cependant, un bruit important est introduit. Les images Pléiades étant de très haute résolution, le filtre détecte toutes les irrégularités de la surface. Il semble plus difficile ici de mettre en évidence cet aléa par l'utilisation de filtre. Une approche par calcul indice serait sans doute plus pertinente.

- Dépôts





Concernant les dépôts, les conclusions sont les mêmes que précédemment. Quelle que soit l'image satellite utilisée ici (Pléiades ou Sentinel-2), le filtre LSD apparait inadapté. Concernant le filtre Sobel, il met clairement en évidence les zones de changement de contraste, cependant les dépôts se confondent avec les autres éléments du paysage détectés.

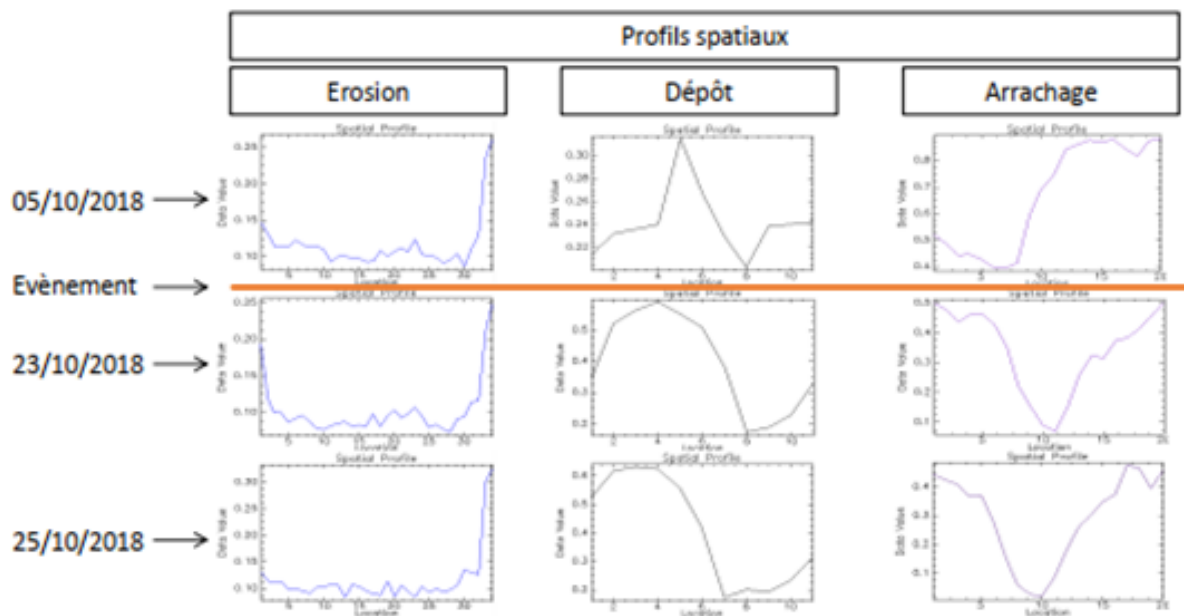
## z) Annexe 13 : Filtres et indices

- Filtre Sobel



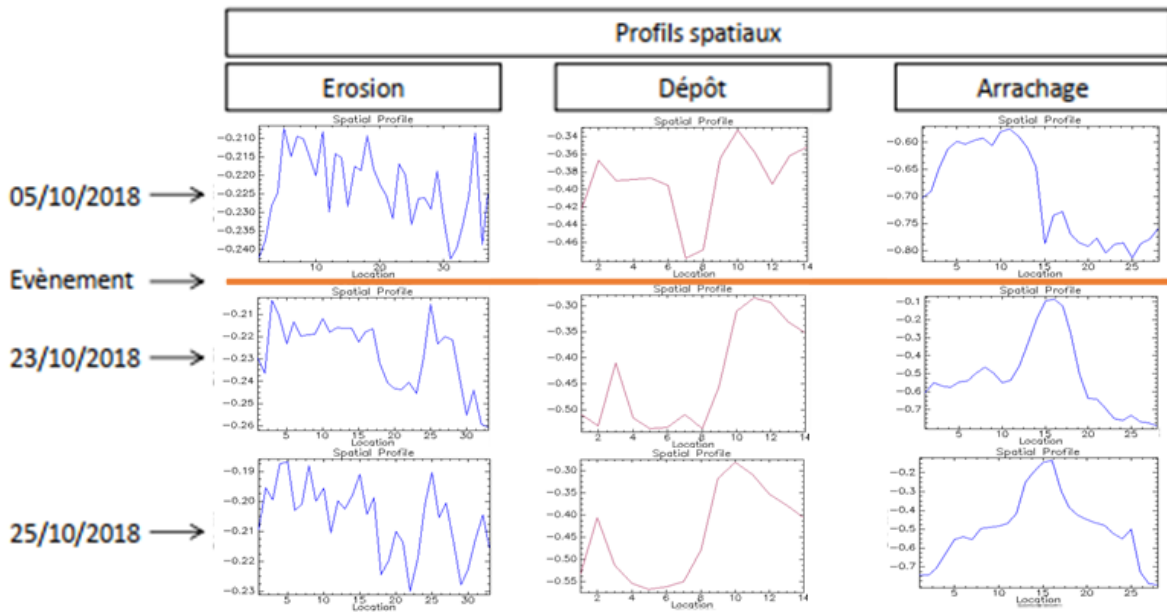
I

- NDVI

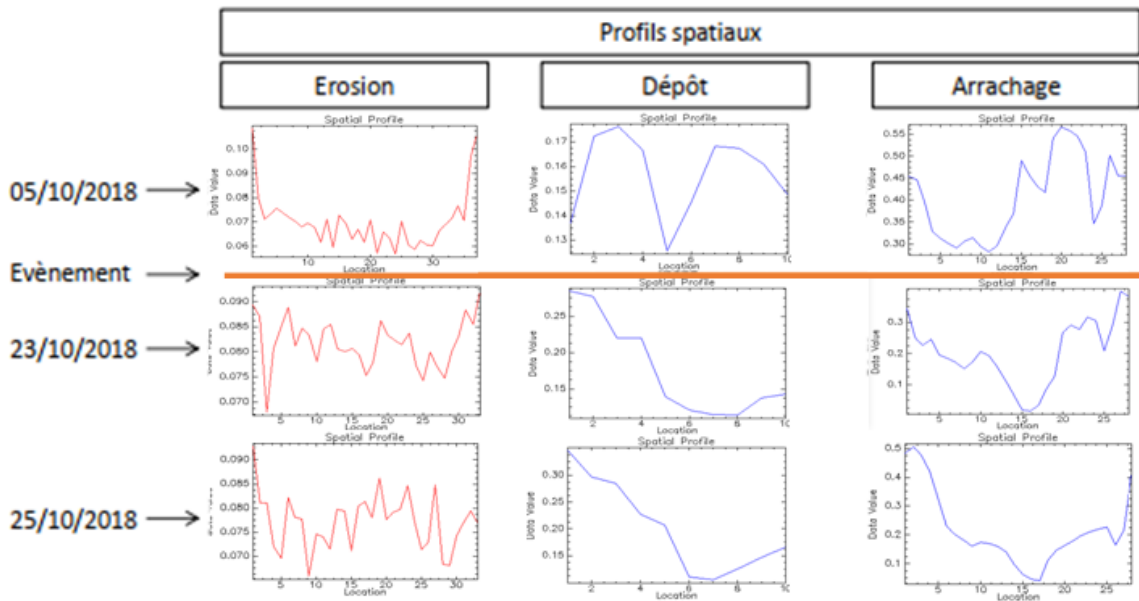




- NDWI



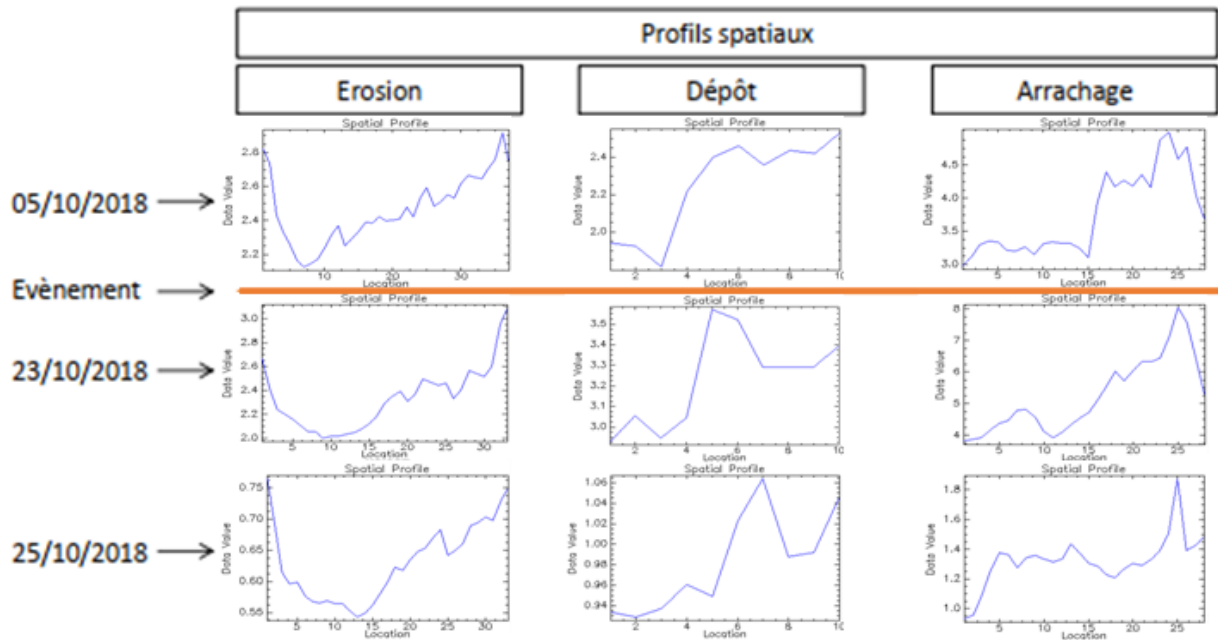
- IB



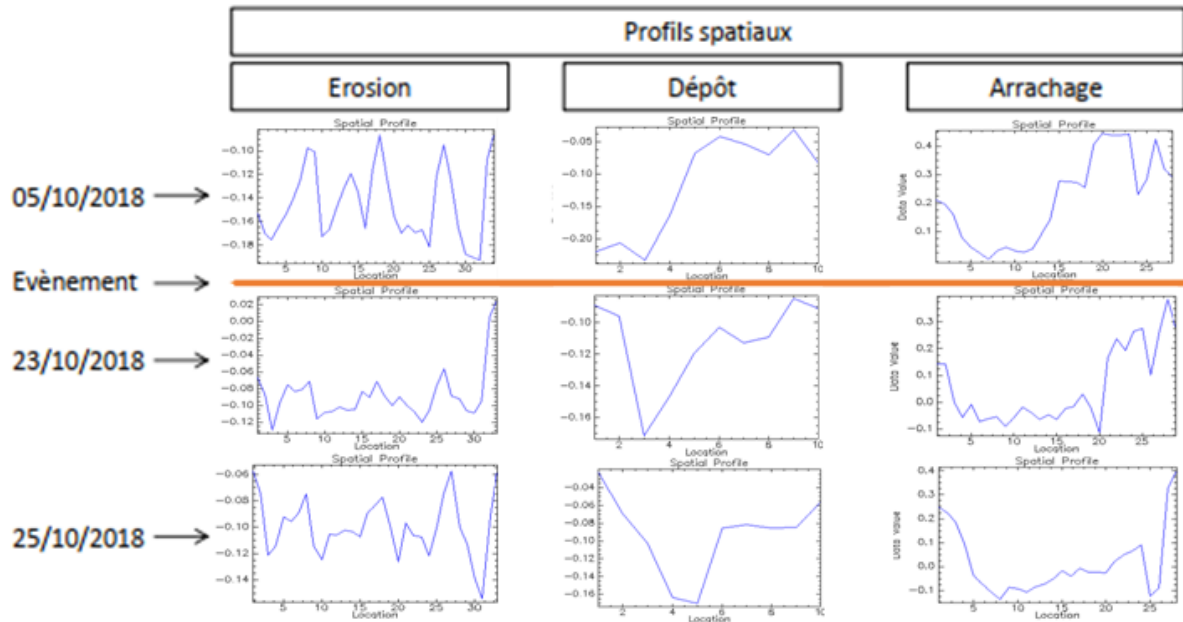
- SAVI



- RIBS



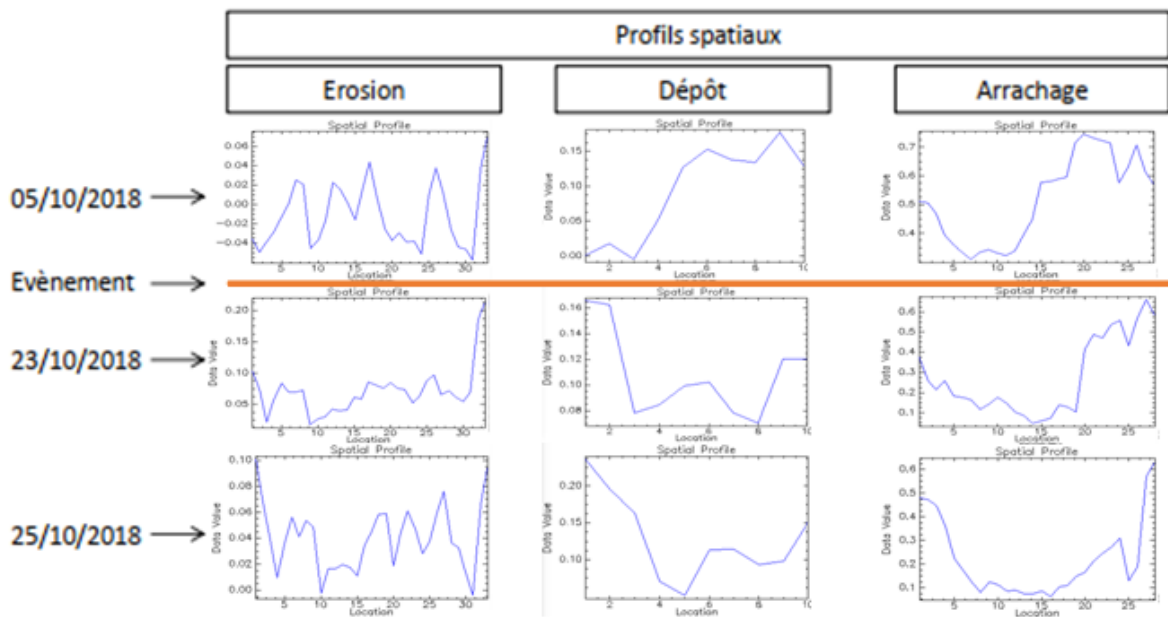
- PIDS



- RNSDI

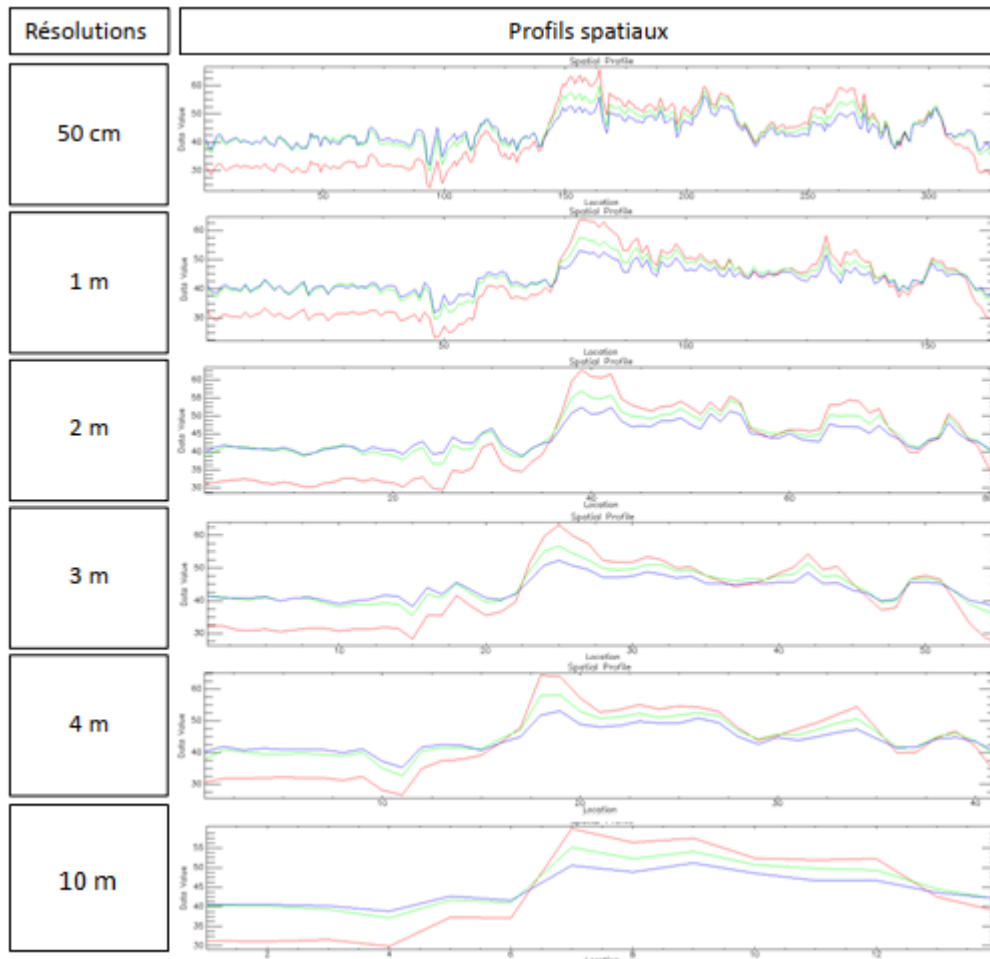
Tableau récapitulatifs de détection des différents aléas en fonction de l'indice ou filtre utilisé :

In- dices/Filtres Aléas	Sobel	NDVI	NDWI	IB	SAVI	RIBS	PIDS	RNSDI
Erosion	✓	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✓
Dépôts	✗	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Arrachage	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓



## Annexe 14 : Dégradation de la résolution spatiale des images Pléiades

- Dépôts



Profils spatiaux de l'aléa « dépôt » associés à une image Pléiades (daté du 03/11/2018) dont la résolution spectrale est progressivement dégradée à 1 m, 2 m, 3 m, 4 m, et 10 m.

- Arrachage



Profils spatiaux de l'aléa « dépôt » associés à une image Pléiades (daté du 03/11/2018) dont la résolution spectrale est progressivement dégradée à 1 m, 2 m, 3 m et 4 m.



# Résumé

---

Aujourd'hui, le problème du ruissellement intense représente un enjeu environnemental et sociétal important qui reste malgré tout peu étudié. Depuis 2010, IRSTEA développe un modèle de cartographie prédictive des aléas liés à ce ruissellement (érosion, coulée de boue, dépôts, etc.) grâce à la méthode IRIP ©. L'évaluation de ces cartes est réalisée à partir de vérités terrain (déclarations de calamités agricoles, déclarations de catastrophes naturelles, etc.) qui n'offrent qu'une vision partielle des zones impactées car elles sont concentrées sur les zones à enjeux (dégâts causés sur les infrastructures, les biens ou les personnes). L'évaluation des cartes de prédiction du ruissellement est ainsi biaisée par un manque de connaissance et de donnée sur le reste des zones.

Pour dépasser cette limite de l'évaluation du modèle IRIP il est proposé de confronter la cartographie prédictive des zones à fort ruissellement avec des données satellitaires optiques acquises au plus proche d'un évènement pluvieux intense. L'idée est donc de détecter de manière la plus exhaustive possible les dégâts causés au sol par le ruissellement intense. Pour cela nous avons utilisé les données du territoire de l'Aude (France) qui a été fortement touché par des pluies intenses en octobre 2018. Les images satellites Pléiades et Sentinel-2, avec des résolutions spatiales et temporelles différentes ont été traitées puis différents indices spectraux et filtres ont été appliqués sur les 1119 parcelles où des dégâts de calamités agricoles ont été recensés. Les travaux exploratoires ainsi menés en 2019 ont révélé que certains types de dégât étaient bien détectés mais que d'autres visibles (à l'œil nu) sur des images à haute résolution spatiale (Pléiades) n'étaient pas correctement identifiés. Des travaux connexes utilisant l'intelligence artificielle pour détecter les dégâts du ruissellement intense dans les vignobles donnent des résultats intéressants en particulier car cette approche intègre une prise en compte les caractéristiques d'occupation du sol environnante des parcelles. L'utilisation d'images satellites à plus haute revisite (Sentinel-2) combinées à des données annexes (données cadastrales) semble aussi prometteuse. En perspective, le développement de nouveaux indices et filtres, ainsi que de méthodes démarre en 2020 par un travail de thèse co-piloté par le CNES, l'ONERA et l'INRAE.

**Mots clé :** Ruissellement intense, Télédétection optique, Modèle IRIP, Aléas, Cartographie