

- DETECTION AUTOMATIQUE DE SURFACES BRULES -

- Amélioration de la chaîne des feux existante -

<u>Référence</u>: 20190502_S2_OEIL_Chaîne-Feux-V2

Date	Version	Auteurs	Commentaires
30/06/2020	1.0	INSIGHT	-
23/11/2020	2.0	INSIGHT	Suite remarques (FA-OEIL)







Table des matières

1.	INT	RODUCTION	7
2.	LES	LIVRABLES	8
3.	SEC	TEUR D'INTERET	9
4.	COI	NTEXTE	.10
5.	AXE	ES D'AMELIORATIONS	.11
	5.1.	Données d'entrée :Intégration des images L2A	.12
	5.1.1.	Description	.12
	5.1.2.	Résultat	.13
	5.2.	Données d'entrée : Rééchantillonnage	.13
	5.2.1.	Description	.13
	5.2.2.	Résultat	.13
	5.3.	La méthodologie de classification	.14
	5.3.1.	Création de la base d'apprentissage	. 15
	5.3.2.	Extraction d'indices	. 19
	5.3.3.	Evolution du classifieur	. 20
	5.3.4.	Stratégie de fusion et de filtre	. 22
	5.3.5.	Unité Minimale de Collecte (UMC)	. 22
6.	COI	NTROLE QUALITE : DESCRIPTION DES METRIQUES	. 23
	6.1.	Évaluation des modèles	. 25
7.	TES	TS OPERATIONNELS & CONTROLE QUALITE	. 28
	7.1.	Performance globale de la chaîne des feux V2	. 28
	7.2.	Contrôle qualité sur la Province Nord	. 29
	7.2.1.	Analyse du feu de Kouaoua/Houilou/Kuu : décembre 2019	.30
	7.2.2.	Analyse du grand feu de Ouegoua : novembre 2019	. 33
	7.2.1.	Evènements de Poum décembre 2019	. 37
	7.3.	Les erreurs d'omission	. 40
	7.4.	Les erreurs de commission	. 40
8.	COI	NCLUSION	. 43
	0 1	Des améliorations notables	12





8	3.2.	Les points de vigilance	43
8	3.3.	Les perspectives :	44
9.	REF	ERENCES	45





Liste des figures

Figure 1: Localisation des tuiles Sentinel 2 de Nouvelle-Calédonie9
Figure 2 : Répartition de la couverture nuageuse annuelle moyenne 2000-2014 (source :
Earthenv-2019)9
Figure 3 : Schéma de fonctionnement de MAJA12
Figure 4 : Algorithmie globale de la chaîne14
Figure 5 : Couverture des tuiles évalué dans le choix d'indice NBR15
Figure 6 : Evaluation des combinaisons de delta NBR à retenir dans le cadre du projet. 17
Figure 7: Schéma temporel de calcul des DNBR18
Figure 8 : Illustration schématique du classifieur Random Forest20
Figure 9: Emprise des tuiles concernées par la phase d'apprentissage21
Figure 10 : Emprises du feu de Kouaoua/Houilou/Kuû selon les deux méthodes30
Figure 11 : Illustration des différences entre les deux méthodes avec les données Sentinel-
2 utilisées dans les deux méthodes (Image de fond Sentinel-2 du 15-12-2019)32
Figure 12: Emprise du feu de Ouegoua (Sentinel-2 du 22/01/202033
Figure 13 Illustration du couvert nuageux autour du feu de Ouegoua (en gris foncé le
masque de nuages sur l'limage du 23-11-2019; en gris clair le masque de nuages sur
l'image du 18-12-201934
Figure 14 : Composition colorée fausse couleur (Nir/vert/Rouge) appliquée à l'image
Sentinel-2 du 22/01/2020 (contour en noir : chaîne V2, contour en jaune : la digitalisation
par opérateur36
Figure 15 : Secteur de Poum au nord de la Province Nord (en aplat rouge transparent la
cartographie de la PN en rayure noir la détection automatique de la chaîne des feux v2)
37
Figure 16 : Composition colorée fausse couleur (Nir/vert/Rouge) de l'image Sentinel-2 du
22-01-2020 (contour bleu : cartographie de la Province Nord, rayure noire les détections
issues du traitement automatique de la chaîne V2)38
Figure 17: Répartition des surfaces en ha des faux-positifs (2019)41





Liste des tableaux

Tableau 2: Tableau récapitulatif des indices utilisés dans le présent projet	Tableau 1: Tableau récapitulatif des tuiles et dates évalué pour le choix des indices	
Tableau 3 : Récapitulatif des performances du modèle réalisé sur les tuiles T58KFA T58KEA et T58KEB (bloc centre-sud de la grande terre)		16
T58KEA et T58KEB (bloc centre-sud de la grande terre)	Tableau 2: Tableau récapitulatif des indices utilisés dans le présent projet	19
Tableau 4: Récapitulatif des performances du modèle réalisé sur les tuiles T58KDB et T58KDC (bloc nord)	Tableau 3 : Récapitulatif des performances du modèle réalisé sur les tuiles T58	KFA,
T58KDC (bloc nord)	Г58КEA et T58KEB (bloc centre-sud de la grande terre)	26
Tableau 5 : Récapitulatif des performances du modèle réalisé sur la tuile T58KFA 27 Tableau 6 : Résumé des surfaces brûlées détectées par la chaîne des feux v2 er comparaison avec les données brutes de la chaîne des feux v1	Tableau 4 : Récapitulatif des performances du modèle réalisé sur les tuiles T58KD	B et
Tableau 6 : Résumé des surfaces brûlées détectées par la chaîne des feux v2 er comparaison avec les données brutes de la chaîne des feux v1	T58KDC (bloc nord)	26
comparaison avec les données brutes de la chaîne des feux v1	Tableau 5 : Récapitulatif des performances du modèle réalisé sur la tuile T58KFA	27
Tableau 7 : Cumul des surfaces brûlées29 Tableau 8 : Cumul des surfaces brûlées en 2019 sur la province nord	Tableau 6 : Résumé des surfaces brûlées détectées par la chaîne des feux v2	2 en
Tableau 8 : Cumul des surfaces brûlées en 2019 sur la province nord29	comparaison avec les données brutes de la chaîne des feux v1v1.	28
·	Tableau 7 : Cumul des surfaces brûlées	29
Tableau 9 : Tableau récapitulatif des résultats de 2019	Tableau 8 : Cumul des surfaces brûlées en 2019 sur la province nord	29
	Tableau 9 : Tableau récapitulatif des résultats de 2019	41





Glossaire

Système d'Information Géographique

AOI Area of Interest = Zone d'intérêt

UIA Utilisateur Institutionnel Autorisé

THR Très Haute Résolution (pixel inférieur à 1m)

HR Haute Résolution (pixel compris entre 1 et +/- 30m)

CN Couverture Nuageuse d'une image satellite

RGB Red-Green-Blue (Canaux Rouge Vert et Bleu)

PIR Proche Infrarouge

NIR Near Infra-Red (Proche Infrarouge)

RMS Root Mean Square = Erreur Quadratique Moyenne

TOC Top Of Canopy (Calibration radiométrique)

GEOBIA Geographic Object Based Image Analysis (Analyse géographique d'image

orienté objet)

TYPOLOGIE Elaboration des types facilitant une classification d'objets complexes

CLASSIFICATION Processus d'attribution d'un objet à une classe basée sur une typologie

ORIGINE Etat d'un objet sur l'année antérieure

EVOLUTION Caractérisation du changement d'état d'un objet dans le temps

UMC Unité Minimale de Collecte, exprimée en surface ; définit la taille des objets

non concernés par la typologie





1. INTRODUCTION

Afin de caractériser finement les incendies et leurs impacts environnementaux, l'OEIL (**Observatoire de l'Environnement en Nouvelle-Calédonie**) a mis en place en 2017 une chaîne de traitement automatisé permettant d'extraire les surfaces brûlées à partir d'images satellites Sentinel 2. L'exploitation des données produites sur les années 2017 et 2018 a fait l'objet d'un contrôlé qualité montrant que la détection pouvait être améliorée. Dans cette perspective, l'observatoire a confié à la société INSIGHT une étude ayant cet objectif.

La proposition technique d'INSIGHT se base sur une approche bibliographique scientifique glanée au fil des années par l'équipe, une mise en application de méthodologies validées et une confrontation des résultats de procédés basés sur l'utilisation de l'imagerie spatiale.

Elle s'appuie également sur l'analyse des résultats issue de la chaîne de traitement précédemment mentionnée, analyse effectuée par l'OEIL sur le traitement des données d'imagerie de 2016, 2017 et 2018.

L'offre d'INSIGHT se focalise ici sur une approche par télédétection à partir d'imagerie du programme Copernicus et plus particulièrement Sentinel 2 MSI.

Certaines références en la matière mériteraient en outre d'être citées, apparaissant comme incontournables relativement à la thématique des zones incendiées en NC :

- Filipponi, F. Exploitation of Sentinel-2 Time Series to Map Burned Areas at the National Level: A Case Study on the 2017 Italy Wildfires. Remote Sens. 2019, 11, 622
- Jaafari, A.; Mafi-Gholami, D.; Thai Pham, B.; Tien Bui, D. Wildfire Probability Mapping: Bivariate vs. Multivariate Statistics. Remote Sens. 2019, 11, 618
- Baetens, L.; Desjardins, C.; Hagolle, O. Validation of Copernicus Sentinel-2 Cloud Masks Obtained from MAJA, Sen2Cor, and FMask Processors Using Reference Cloud Masks Generated with a Supervised Active Learning Procedure. Remote Sens. 2019, 11, 433
- Mithal, V., Nayak, G., Khandelwal, A., Kumar, V., Nemani, R., Oza, N.C: Mapping Burned Areas in Tropical Forest Using a Novel Machine Learning Framework. Remote sens. **2018**, *10*,*69*; *doi* :10.3390/rs10010069. 22p





2. LES LIVRABLES

Les livrables du projet sont :

- **LE RAPPORT DE PRODUCTION TECHNIQUE (** Format PDF)
- **BASE DE DONNEES D'APPRENTISSAGE** (Format Shapefile, EPSG3163).
- **LES TROIS MODELES DE CLASSIFICATION FINAUX RF** (Format texte txt).
- **SCRIPTS PYTHON** (Python 3.6 et plus).
- **LES DONNEES TRAITEES/CONTROLEES POUR L'ANNEE 2019**(Format Shapefile, EPSG3163).
- **LES DONNEES TRAITEES BRUTES DE LA SAFF 2018** (Format Shapefile, EPSG3163).

NB :L'intégralité des développements inhérents au projet ont été réalisés avec des outils libres tels que OTB, GDAL, Monteverdi, QGIS, ou encore PostgreSQL/Post GIS .





3. SECTEUR D'INTERET

Le présent projet porte sur l'intégralité du territoire terrestre calédonien et se focalise ainsi sur les 15 tuiles Sentinel 2 présentées ci-dessous.

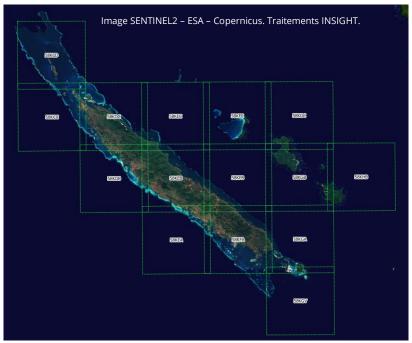


Figure 1: Localisation des tuiles Sentinel 2 de Nouvelle-Calédonie.

Il est à noter que la couverture nuageuse moyenne du territoire est conséquente et intégrée comme un facteur limitant aux développements dans le cadre de ce projet.

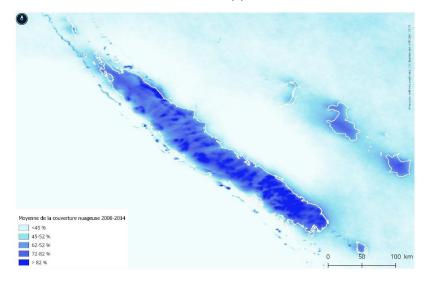


Figure 2 : Répartition de la couverture nuageuse annuelle moyenne 2000-2014 (source : Earthenv-2019**).**





4. CONTEXTE

L'OEIL a initié en 2015 la mise en place d'une première chaîne de traitement automatisée pour la détection des surfaces brûlées den Nouvelle-Calédonie.

En 2018, après deux années de traitement, l'OEIL a mené une évaluation des performances de la chaîne des feux.

Ce contrôle qualité avait notamment pour objectif de qualifier le taux de sousdétections/sur-détections et de déceler toute anomalie potentielle, mettant ainsi en exergue les pistes d'amélioration possibles.

Effectué par l'OEIL¹, ce travail a permis d'une part de confirmer l'intérêt de l'utilisation de l'imagerie satellite dans le cadre du suivi et de la détection des surfaces brûlées avec les données issues notamment des capteurs Sentinel-2.

Mais il a également permis d'autre part de mettre en lumière les limites actuelles du dispositif développé:

- Sur-détections (cuirasses, zones de nuages et ombres, zones en eaux...);
- Sous-détections ;
- Manque de données de références et faiblesse de la base d'apprentissage (pour la calibration du modèle et pour le contrôle qualité);
- Méthodologie de fusion trop restrictive et choix de croisement.

Fort de ces conclusions, l'OEIL a exprimé la volonté d'améliorer la chaîne des feux actuelle en apportant des rectifications aux principaux problèmes soulevés lors du contrôle qualité de 2018.

Pour répondre à cette demande, INSIGHT a proposé de refondre la chaîne actuelle en suivant plusieurs axes d'amélioration développés ci-dessous.

_

¹ https://www.oeil.nc/cdrn/index.php/resource/bibliographie/view/29574





5. AXES D'AMELIORATIONS

Rappel: Développée en 2016, la chaîne ingère les données Sentinel-2 de niveau L1C (Correction Top of Atmosphere) et n'est pas capable en l'état de traiter des données de niveau L2A (masques de nuages et nomenclature différente). Or les effets de l'atmosphère peuvent impacter fortement les résultats de détection des surfaces brûlées. C'est pourquoi des corrections des effets de l'atmosphère sont nécessaires et sont effectuées ici par un algorithme expérimental développé à l'époque par Telespazio-France. De plus, à ce moment-là, peu de données d'apprentissage étaient disponibles et le processus de classification est basé sur l'algorithme Support Vector Machine (SVM) avec des post-traitements pour éliminer les erreurs de classification.

INISIGHT Dans le cadre de ce projet, l'équipe d'INSIGHT a opéré **une amélioration technique** du procédé existant par l'intégration d'améliorations classées en **3 thématiques** distinctes :

- 1. Les données d'entrée
- 2. La méthodologie de classification
- 3. La validation des résultats des classifications





5.1. <u>Données d'entrée :Intégration des images L2A</u>

5.1.1. **Description**

La première étape d'amélioration vise à intégrer des tuiles Sentinel de niveau 2A en entrée. L'algorithme de traitement retenue par INSIGHT est connu sous le nom de MAJA.

Conjointement développé par le CNES+CESBIO et le DLR, cette chaîne est une évolution de la chaîne MACCS. Elle permet de détecter les nuages et leurs ombres, estimer l'épaisseur optique des aérosols, la quantité de vapeur d'eau, et corriger les effets atmosphériques. Elle permet également de corriger des effets de pentes en fournissant les différentes bandes spectrales en « flat réflectance ».

MAJA est exploité au CNES dans le segment sol MUSCATE de Théia, permettant ainsi la récupération de tuiles L2A sur le territoire calédonien.

Des échanges avec les concepteurs de la chaîne MAJA (O. Hagolle) nous ont confirmé que l'approche utilisée est valide pour le territoire Calédonien (tropical insulaire).

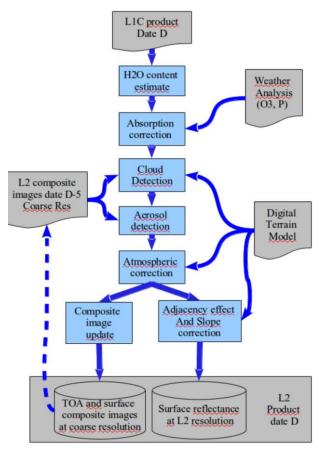


Figure 3 : Schéma de fonctionnement de MAJA.

NB : Le traitement automatique de ces tuiles vers le niveau L2A par Théia s'est vue complété sur requête d'INSIGHT (certaines tuiles ne faisaient pas partie du process).





5.1.2. *Résultat*

Les masques offerts par la chaîne MAJA sont de grande qualité et remplissent parfaitement leur rôle dans le processus de classification développé pour le projet en cours. Il en est de même pour les corrections topographiques

Cependant, l'approche utilisée dans le processus de correction de la chaîne de prétraitement MAJA se base sur une approche spatio-temporelle. Cette approche malgré les bonnes performances obtenues en zones tempérées, trouve ses limites en zones tropicale très nuageuse comme la Nouvelle-Calédonie.

Cet aspect n'a cependant pas fait l'objet d'évaluation par l'équipe en charge des développements de MAJA et ne peut être avancé ici qu'à titre indicatif des potentiels biais introduits par la nouvelle source de donnée.

5.2. **Données d'entrée : Rééchantillonnage**

5.2.1. **Description**

Les produits de niveau 2A issus de la chaîne MAJA ont des résolutions différentes (10 à 20m). INSIGHT propose donc de rééchantillonner à 10m, par interpolation bicubique, les bandes de Sentinel-2 ayant une résolution de 20m. Cette méthode est privilégiée aux méthodes de pan-sharpening pour la facilité de mise en œuvre et d'automatisation.

De la sorte, l'ensemble des bandes SENTINEL-2 pourront être utilisées, permettant ainsi de mieux caractériser la signature spectrale des feux.

5.2.2. Résultat

Le rééchantillonnage à 10 mètres a eu un effet notable sur les limites des zones brûlées notamment en créant des contours de surfaces brûlée plus précis.





5.3. La méthodologie de classification

Le schéma figure 3, illustre la méthodologie générale adopté pour le développement de la chaîne des feux V2.

Il s'agit d'une classification supervisée multi-classes effectuée à partir de plusieurs modèles de classification entraînés sur différentes tuiles et différentes dates d'une SAFF afin d'intégrer la variabilité inhérente à la problématique des surfaces brûlées.

Les modèles sont entrainés sur la base d'un jeu d'apprentissage issue d'un traitement automatisé de détection des surfaces brûlées contrôlé et complété à partir des données vérifiées et validées sur la SAFF en question.

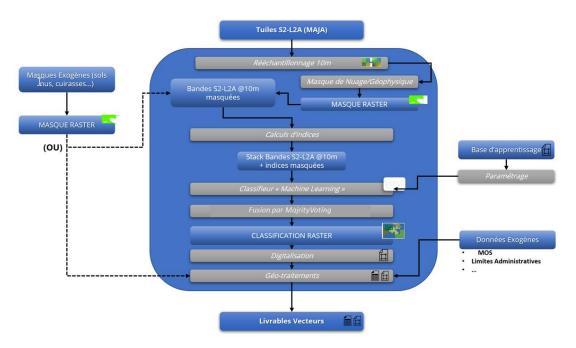


Figure 4 : Algorithmie globale de la chaîne.

Le processus intègre par post-traitements des masques afin d'optimiser les traitements (masque terre/mer) et pour limiter les erreurs de détection liée notamment aux nuages, aux ombres et à l'humidité.





5.3.1. Création de la base d'apprentissage

Premier élément qui a fait l'objet de développement dans ce projet est la création d'une base d'apprentissage des surfaces brûlées. Pour cela, une approche par calcul de delta NBR a été mise en place.

La plage temporelle concernée par la constitution de cette base d'apprentissage s'étend sur la saison administrative des feux de forêt (SAFF)² 2017 en Calédonie :

Du 15/09/2017 au 15/12/2017

Pour des raisons de couverture nuageuse et afin de maximiser les détections la plage temporelle a été élargie au 20 juillet. Le tableau ci-dessous regroupe les tuiles te dates concernées par la phase d'évaluation d'indices.

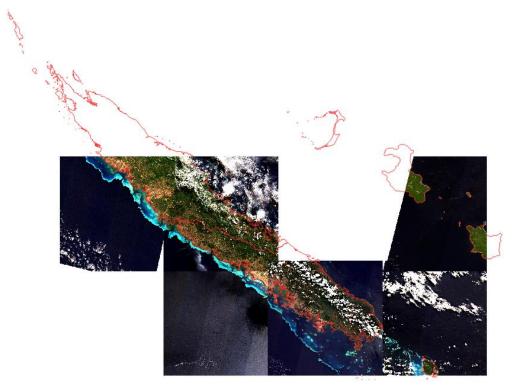


Figure 5 : Couverture des tuiles évalué dans le choix d'indice NBR

-

² Pour tous les évènements connus et répertoriés d'une SAFF





Tableau 1: Tableau récapitulatif des tuiles et dates évalué pour le choix des indices NBR

Tuiles:	T58KDB	T58KFA	T58KGB	T58KGA	T58KEB	T58l
Périodes :	20170825-20170810	20170926-20170817	20170928-20170720	20170928_20170819	20171001-20170807	2017
Périodes :	20170919-20170825	20171026-20170926	20171028-20170928	20171028-20170928	20171026-20171001	
Périodes :	20170929-20170919	20171205-20171026				
Périodes :	20171029-20170929					

Cette méthodologie s'appuie sur les développements du RUS (Research and User Support for Sentinel Core Products) et vise à réaliser une analyse diachronique d'évènements incendie avérés.

Normalised Burn Ratio

$$NBR = \frac{(\rho nir - \rho swir)}{(\rho nir + \rho swir)}$$

$$avec$$

pnir: Valeur dans le proche IR pswir: Valeur dans le moyen IR

La différence arithmétique entre les estimations pré et post-incendie permet non seulement d'identifier les zones brûlées mais fournit également une indication sur la sévérité de l'évènement.

Delta Normalised Burn Ratio

$$DNBR = NBR (t - 1) - NBR(t + 1)$$

 $avec$
 $t: date de l'évènement incendie$

La richesse spectrale offerte par les donnes Sentinel-2 a permis de tester 10 combinaisons de bandes pour identifier les bandes les plus pertinentes pour la zone.

Au total, 140 images de delta NBR ont été évaluées s'étalant sur une période du 20 juillet au 05 décembre 2017.





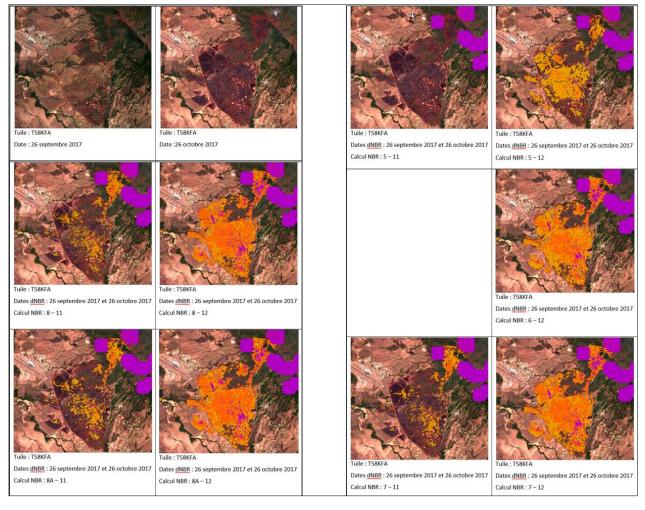


Figure 6 : Evaluation des combinaisons de delta NBR à retenir dans le cadre du projet

Ainsi, et après évaluation des différents indices, la combinaison *du vegetation red-edge* **(B8A)** et le moyen-infrarouge long **(B12)** ressort comme étant la plus pertinente et optimale.

Une fois l'indice choisi, le traitement a concerné de manière systématique toutes les images de la SAFF 2017.





Afin d'optimiser cette phase les delta NBR ont été calculés entre toutes les dates ainsi qu'une date de référence (hors SAFF et avec le minimum de couverture nuageuse).

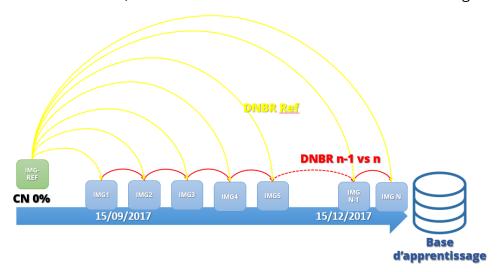


Figure 7: Schéma temporel de calcul des DNBR.

Comme pressentie en avant-projet, malgré la robustesse de la méthode, la mise en application sur le territoire calédonien a été largement impactée par la forte couverture nuageuse avoisinant les **80** % sur la majeure partie du territoire.

A l'issue de cette opération, la base de données ainsi constituée, s'est révélée peu fournie et a donc été complétée pour les besoins du modèle de classification par les données vérifiées et validées de la chaîne des feux _V1pour l'année 2017.

La base d'apprentissage ainsi constituée se compose de **726 484 pixels** soit **7 000 ha** de surfaces brûlées qui ont servi à la calibration et à la validation des modèles de classification.





5.3.2. Extraction d'indices

En plus de l'utilisation des données spectrales rééchantillonnées à 10 m, des indices biophysiques ont été testés afin d'extraire les informations utiles pour la phase de classification. Les indices retenus sont présentés dans le tableau 1, ce sont les indices habituellement utilisés pour l'étude de la végétation, l'évaluation de l'humidité et le suivi des incendies. :

Tableau 2: Tableau récapitulatif des indices utilisés dans le présent projet

Nom	Abréviation	Référence	Formule
Normalized Burn Ratio	NBR		$(\rho nir - \rho lSwir)$
			$\overline{(\rho nir + \rho lSwir)}$
Normalized Burn Ratio-2	NBR-2		$(\rho red - edgeA - \rho lSwir)$
			$(\rho red - edgeA + \rho lSwir)$
Normalized Difference	NDVI	Rouse et	$(\rho nir - \rho red)$
Vegetation Index		Haas, 1973	$\overline{(\rho nir + \rho red)}$
Normalized difference water	NDWI	McFeeters,	(ρgreen – ρnir)
index		1996	$(\rho green + \rho nir)$
Colour Index	IC	Pouchin 2001	$3((\rho green - \rho red - 100)$
Burned Area Index ³	BAI	Chuvieco,	1
		pilar et Palacio, 2002	$(0.1 - \rho red)^2 + (0.06 - \rho nir)^2$
Mid-Infrared Burn Index	MIRBI		$10(\rho lSwir - 9.8 \rho sSwir) + 2$
TassGap Greenness	GRE	E.P., Crist	0.1128 * ρblue - 0.168 * ρgreen - 0.348
		1984	* pred + 0.3165 * pnir
			$-0.4578*\rho sSwir$
			$-0.4064*\rho lSwir$
Normalized Difference	NDMI	Cibula, Zetka	$(\rho sSwir - \rho nir)$
Moisture Index		et Rickman, 1992	$\overline{(\rho s Swir + \rho nir)}$

Les indices mobilisés pour ce travail ont fait l'objet de publications et d'évaluations de la communauté scientifique, aussi, nous invitons les lecteurs désireux d'approfondir ces aspects de se diriger vers les articles parus ces dernières années dont nous citons quelques exemple (Chen, W., et al, 2014; Humber, L., et al, 2018; Parreira, et al, 2017; Filipponi, F., 2018; Fornaca, D., et al, 2018 ...)

³ Chuvieco, E., M. Pilar Martin, and A. Palacios. "Assessment of Different Spectral Indices in the Red-Near-Infrared Spectral Domain for Burned Land Discrimination." Remote Sensing of Environment 112 (2002): 2381-2396."





5.3.3. **Evolution du classifieur**

L'approche privilégiée pour le modèle de classification se base sur une méthode ensembliste qui se définit selon Dietterich, Th., (2000)⁴ comme « un ensemble de classificateurs divers, mais précis, et dont les décisions sont combinées par moyenne pondérée ou par vote pour donner une décision beaucoup plus précise ».

Cette méthode présente comme principaux avantages :

- Une amélioration de la précision : par la décomposition de l'erreur de prédiction, les ensembles offrent ainsi un degré de liberté dans le compromis classique biais/variance, permettant d'obtenir des solutions qu'il serait difficile d'atteindre avec une seule hypothèse.
- Un faible risque d'Overfiting (suréchantillonnage).

INSIGHT a retenu un algorithme basé sur des stratégies adaptatives (bagging) permettant d'améliorer l'ajustement par une combinaison ou agrégation d'un grand nombre de modèles tout en évitant ou contrôlant le sur-ajustement :

Bagging (Bootstrap Agregation)

Le principe est de moyenner les prévisions de plusieurs modèles indépendants permettant de réduire la variance et ainsi l'erreur de prédiction.

L'algorithme retenu ici est le **Random Forest (RF)**; Breinman (2001) y a proposé une amélioration de l'agrégation en ajoutant un tirage aléatoire de m variable explicatives parmi les p (ensemble des variable explicatives).

Random Forest Simplified

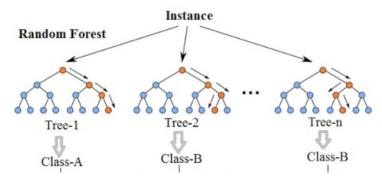


Figure 8 : Illustration schématique du classifieur Random Forest.

Ce choix est motivé par les récentes études menées sur la thématique des feux, démontrant la robustesse du Random Forest face aux classiques SVM et les célèbres NN (Ramo Ruben, et al. 2018)⁵.

⁴ **Dietterich, Thomas G., 2000**: Ensemble Methods in Machine Learning, Multiple Classifier System, 15p.

⁵ Ramo Ruben, Garcia Mariano, Rodriguez Daniel, Chuvieco Emilio, 2018: A data mining approach for global burned area mapping, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, Vol. 73, Dec. 2018, Pages 39-51.





Le Random Forest, selon Brostaux, Y. (2005)⁶, présente un avantage significatif en termes d'erreur de prédiction à partir d'effectifs d'apprentissage faibles (classe minoritaire) et perturbés (données bruitées). Pour cela les forêts aléatoire les plus efficaces sont basées sur une sélection d'au moins 100 voire 500 arbres.

La problématique des surfaces brûlées est difficile et complexe à appréhender et la configuration de la Nouvelle-Calédonie ajoute une dimension supplémentaire au problème. Le caractère instable et évolutif des surfaces brûlées est accentué davantage par les environnements et les milieux impactés. La Nouvelle-Calédonie se caractérise par ses sols riches en fer et en minéraux. Cette caractéristique se retrouve dans les images satellites où la radiométrie peut-être est très marquée en fonction des secteurs.

La tuile T58KFA illustre parfaitement bien ce cas de figure, les sols ultramafiques compose la zone couverte par la tuile à plus de 70%. Sa radiométrie en est affectée et est différente de manière significative de celles des autres tuiles couvrant le territoire.

Afin de palier à ce point, plusieurs modèles ont été entrainé afin d'intégrer toute la variabilité des milieux calédoniens ainsi que celle des phénomènes « incendies ».

Au total, trois modèles ont été retenus pour la classification finale, un premier modèle spécifique à la tuile T58KFA, un modèle pour le bloc sud du territoire (couvert par les tuiles : T58KEB, T58KEA et T58KFA) et un dernier couvrant le bloc nord du territoire (T58KDC et T58KDB).

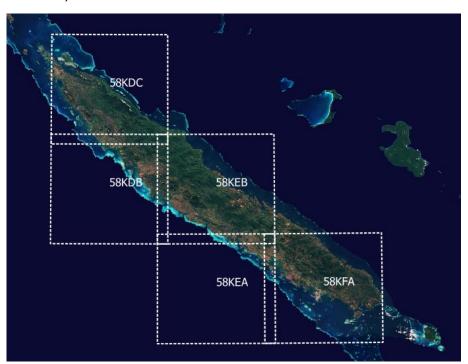


Figure 9: Emprise des tuiles concernées par la phase d'apprentissage

⁶ **Brostaux, Y., 2005**: Etude du classement par forêt aléatoires d'échantillons perturbés à forte structure d'interaction. Thèse, Gembloux, 168p.





5.3.4. Stratégie de fusion et de filtre

Fusion:

Une fusion Demspter-Shafer (DS), basée sur une notion de degré de confiance a été proposée en avant-projet, INSIGHT a finalement opté pour une stratégie de majority-Voting. En effet, le recours à plusieurs modèles entrainés pour des configurations différentes, n'est pas compatible avec une fusion DS.

Le vote majoritaire offre des résultats mieux ajustés car regroupe la force des trois classifieurs sans pour autant être complètement restrictif comme c'était le cas pour la version 1 qui faisait intervenir deux modèles où aucune latitude n'était autorisée.

Filtres:

Une série de masque a été mise en place afin de limiter les bruits et d'optimiser la classification. Les masques développés sont regroupés dans un masque final qui permet de filtrer les zones à ne pas traiter.

Au total, quatre masques sont appliqués :

- Cloud mask: masque de nuage, il s'agit du masque fourni avec l'image Sentinel-2 issue du la chaîne de correction MAJA
- **Moisture mask** : masque pour éliminer les zones présentant une humidité élevée et incompatibles avec des zones brûlées.
- **Water mask** : c'est un masque terre/mer qui élimine les zones en eau pour traiter uniquement les zones terrestres.
- **Shadow mask** : un seuillage sur la bande B12 a été réalisé pour filtrer les ombres de nuages portées non masquées par la chaîne Maja.
- **Pasture mask** : un seuillage sur la bande B11, pour limiter le bruit issu des zones de pâture et de culture lié à l'état de la végétation surtout en saison sèche.

5.3.5. *Unité Minimale de Collecte (UMC)*

La chaîne actuelle présente une UMC de 1 ha.

Cette limite permet en effet de réduire les effets de bruit et des pixels isolés.

INSIGHT propose ici de rester sur la même limite, ce qui revient à des amas de 100 pixels.





6. CONTROLE QUALITE: DESCRIPTION DES METRIQUES

INSIGHT procède à une phase de contrôle qualité de ses produits de manière systématique et standardisée.

Dans le cadre de l'évolution de la chaîne de traitements pour la détection des feux, une première série de métriques d'évaluation des modèles servant à la classification est fournie. Les principales métriques d'évaluation utilisées pour les modèles sont :

La précision utilisateur (=PU ou précision) : correspond à la fraction des pixels correctement classés dans une classe.

$$PU = \frac{x_{ii}}{x_{i+}}$$

précision utilisateur, où x_{ii} est le nombre de pixels correctement classés pour une catégorie (correspondant à la ligne i et à la colonne i) et x_{i+} est le total de pixels affectés à cette catégorie (total de la ligne i).

La précision producteur (=PP ou rappel) : Correspond à la fraction de pixels de référence d'une classe correctement classés.

$$PP = \frac{x_{ii}}{x_{+i}}$$

précision producteur, où x_{ii} est le nombre de pixels correctement classés pour une catégorie (correspondant à la ligne i et à la colonne i) et x_{+i} est le total de pixels de cette catégorie dans la référence (total de la colonne i).

Ces deux dernières métriques sont complémentaires car permettent de détecter des surclassements ou des sous-classements.

Le F-Score : correspond à la métrique qui permet de rendre compte du rapport sur/sous détections.

$$F - Score = \frac{2.PU.PP}{PP + PU}$$

F-Score, où PU est la précision utilisateur et PP la précision producteur.

L'indice Kappa

C'est un estimateur de qualité qui tient compte des erreurs en ligne et en colonne de la matrice de confusion (Foody 2002, Congalton, 1991...). Il varie de 0 à 1 et traduisant l'erreur obtenue par une classification comparée à une classification qui aurait été faite entièrement au hasard.





$$K = \frac{N\sum_{i=1}^{r} x_{ii} - \sum_{i=1}^{r} (x_{i+} * x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^{r} (x_{i+} * x_{+i})}$$

Indice de Kappa, où N est le nombre total d'observations, r est le nombre de lignes de la matrice de confusion, xii est le nombre d'observations correspondant à la ligne i et à la colonne i, xi+ et x+i sont les totaux respectifs de la ligne i et de la colonne i.

Un kappa proche du 0 représente un accord faible et à partir de 0.61 accord fort puis presque parfait au-delà de 0.81. Par exemple un Kappa de 0.8 signifie que 80 % du résultat n'est pas dû au hasard.

Il est à noter que la précision d'une classification est une notion relative. Cela dépend avant tout de la qualité et de la précision d'une part des données de référence (qui ont servies à la calibration du modèle de classification) et d'autre part des données de validation.

Notons également que la problématique de la détection des surfaces brûlées présente des limites. Celles-ci se caractérisent par trois phénomènes importants qui, malgré les améliorations apportées, ne peuvent être que partiellement traités :



- La variabilité spatio-temporelle des réponses spectrales par mode d'occupation du sol, affectant la détection des surfaces brûlées par occupation du sol⁷.
- La classe « brulée » est ce qu'on appelle une « classe minoritaire ».
 En effet, malgré la récurrence des incendies en Nouvelle-Calédonie, ces derniers restent néanmoins minoritaires face aux autres modes d'occupation des sols, ce qui rend leur détection difficile.
- La signature spectrale des zones de cuirasse se rapproche sensiblement de celle des surfaces brûlées. En ce sens, un masque de cuirasse permettrait une diminution des faux positifs.

⁷ Mithal, V., et all., 2018: Mapping Burned Areas in Tropical Forest Using a Novel Machine Learning Framework.





6.1. Évaluation des modèles

Afin de valider les performances de la classification les modèles entraînés sont soumis à une évaluation interne de leur capacité à traiter correctement le problème de la classification des surfaces brûlées.

La stratégie d'apprentissage a donc été menée de sorte à couvrir la plus grande portion de territoire au cours de la SAFF de 2017. Afin de maximiser la proportion de données utilisable, le parti pris a été celui de considérer pour l'apprentissage tous les feux entre 1 jour et 3 mois⁸. Les stigmates laissés par un feu sont en effet visibles parfois jusqu'à Un an après l'évènement. La dynamique végétale caractérisant la Nouvelle-Calédonie nous a poussée à réduire la fenêtre temporelle à trois mois pour éviter de bruiter davantage le signal des surface brûlées par des secteurs en pleine reprise végétale.

Afin de répondre au plus juste à la demande de l'OEIL, soit améliorer la détection des surfaces brûlées en opposition aux autres types d'occupation des sols. Les modèles entrainés on fait appel à des stratégie de classification multi-classes avec au total 7 classes :

- Nuage
- Surface brulée
- Cuirasse
- Végétation ligneuse
- Végétation herbacée
- 👈 Eau
- Sols nus & artificialisés

Globalement, les précisions sont très satisfaisantes pour les trois modèles entrainés avec des indices kappa supérieurs à 0.85.

Dans le détail, les métriques d'évaluation sont résumées dans les tableaux ci-dessous.

Afin de couvrir la variabilité du phénomène étudié et celle de la zone d'étude, deux périodes et trois secteurs ont été retenus pour les traitements regroupés en trois modèles.

Le premier modèle a été entrainé sur trois tuiles couvrant les secteurs centre-sud de la grande terre. Ce regroupement de tuiles a été dicté principalement par la disponibilité des données exploitables. En effet, la couverture nuageuse de la Nouvelle-Calédonie est un frein pour l'exploitation du potentiel des images Sentinel-2. Ainsi, malgré une revisite de 5 jours, les images exploitables de manière optimale sont rares. C'est d'autant plus vrai

⁸ Les dates prises en compte sont celles issues des données Sentinel-2 contrôlées et validées par l'OEIL pour 2017





quand le traitement doit se faire sur une période réduite de l'année, dans notre cas, une SAFF. La date du 30 décembre 2017 (à la fin de la SAFF) a été retenue pour ce modèle.

Tableau 3 : Récapitulatif des performances du modèle réalisé sur les tuiles T58KFA, T58KEA et T58KEB (bloc centre-sud de la grande terre)

Classe	Nuages	Feux	Cuirasses	Veg. Lig	Veg.heb	Eaux	Sols nus
Précision	0.949	0.938	0.766	0.917	0.889	0.999	0.919
Rappel	0.975	0.917	0.789	0.929	0.848	0.998	0.915
F-Score	0.962	0.927	0.777	0.923	0.868	0.999	0 .917

Kappa: 0.895

Le modèle a été entrainé sur un set de données constitué de 474 720 pixels par catégorie et l'évaluation s'est effectuée avec 142 416 pixels par catégorie.

Le second modèle a été réalisé sur le bloc nord de la grande terre sur des date de prise de vue en début de saison sèche soit le 29 septembre 2017. Ce choix s'est imposé par la disponibilité des données Sentinel-2 exploitables et par la situation et la configuration du territoire relativement différente des secteurs du centre-sud de la grande terre précédemment entrainée dans le modèle 1.

Tableau 4 : Récapitulatif des performances du modèle réalisé sur les tuiles T58KDB et T58KDC (bloc nord)

Classe	Nuages	Feux	Cuirasses	Veg.	Veg.heb	Eaux	Sols	Mangrove
				Lig			nus	
Précision	0.979	0.935	0.844	0.943	0.797	0.996	0.884	0.969
Rappel	0.959	0.893	0.889	0.909	0.859	0.995	0.868	0.956
F-Score	0.968	0.914	0.866	0.926	0.827	0.995	0.876	0.963

Kappa: 0.904

L'entrainement du modèle s'est effectué sur 251 764 pixels par classe et le test lui a concerné 75 530 pixels par classe.

La faible proportion de zone en sols nus sur les deux tuiles traitées a contraint le système à n'utiliser que 40 % des surfaces brûlées disponibles sur le secteur.

Enfin le troisième modèle concerne le cas particulier de la tuile T58KFA dont la radiométrie est singulière et suppose un modèle adapté.





Tableau 5 : Récapitulatif des performances du modèle réalisé sur la tuile T58KFA

Classe	Nuages	Feux	Cuirasses	Veg. Lig	Veg.heb	Eaux	Sols nus
Précision	0.968	0.971	0.844	0.915	0.924	0.999	0.934
Rappel	0.975	0.968	0.811	0.944	0.914	0.999	0.947
F-Score	0.971	0.970	0.827	0.929	0.918	0.999	0.41

Kappa: 0.927

Le jeu d'apprentissage pour ce dernier modèle se compose de 225 276 pixels, le set de test, lui regroupe 67 583 pixels. Cette fois la contrainte vient de la classe surfaces brûlées, peu représentées sur la zone limitant ainsi les patchs d'entrainement.





7. TESTS OPERATIONNELS & CONTROLE QUALITE

7.1. Performance globale de la chaîne des feux V2

Dans le cadre de l'amélioration de la chaîne des feux, il a été convenu que des tests opérationnels soient menés afin que l'OEIL puisse qualifier les performances des nouveaux procédés alors mis en place.

Pour ce faire, les tests ont été menés sur l'ensemble de l'année 2019. Les chiffres présentés ci-dessous concerne les résultats obtenus sur la SAFF 2019. L'intégralité des résultats font l'objet d'un projet pour le compte de la Province Nord et pourront être mis à disposition de l'OEIL sur accord du commanditaire de l'étude.

Le contrôle qualité a été effectué en comparaison avec des données exogènes (chaîne des feux v1, VIIRS, DSCGR et les feux photo-interprétés par la Province Nord). Une fois la confrontation aux données exogène effectuée, une phase de photo-interprétation exhaustive de tous les polygones détectés par la chaîne est opérée.

Les résultats sont résumés dans les tableaux ci-dessous. Seuls les feux avérés sont considérés dans le tableau.

Tableau 6 : Résumé des surfaces brûlées détectées par la chaîne des feux v2 en comparaison avec les données brutes de la chaîne des feux v1.

	Surfaces en ha					
	Septembre	Octobre	Novembre	Décembre		
V2 uniquement	3029,34	5567,90	10792,43	14626,41		
Zone commune V1 & V2	2649,43	7586,85	11430,61	9375,74		
V1 uniquement (sous détection)	2403,54	760,61	2331,51	1333,45		
Total feux	8082,31	13915,35	24554,54	25335,59		
Proportion d'amélioration (%)	37,48	40,01	43,95	57,73		
Proportion de sous-détection (%)	29,74	5,47	9,50	5,26		
Proportion d'amélioration nette (%)	7,74	34,55	34,46	52,47		

En moyenne, la version 2 de la chaîne des feux détecte plus de 30 % de surfaces brûlées de plus que la version 1 développée en 2016.

Les chiffres présentés ci-dessous sont à considérer avec précaution, les comportements des deux algorithmes de classifications ne sont pas similaires et la différence de l'Unité minimale de cartographie des deux chaînes n'étant pas la même peuvent avoir une influence sur les différences de détection.

La version 2, développée dans ce travail, détecte aussi bien les feux récents (moins d'un mois) que des feux plus anciens de plus de 3 mois et pouvant aller jusqu'à **6 mois**. La V1





quant à elle ne détecte pas toujours de manière optimale les anciens feux de plus de deux mois. Aussi, la comparaison des performances des deux chaînes ne sera pertinente que sur des cumules de surface a des pas de temps conséquents de l'ordre de quelques mois allant d'une SAFF à une année entière.

Au total ce sont **45 345,73** ha qui ont brûlées durant l'année 2019 dont **37 491,99** ha pendant la Saison Administrative des Feux de Forêts entre septembre et décembre contre **30 259,5** ha détectés par la Version antérieure sur la même période soit une amélioration nette de **23,89 %**.

Le tableau 6 présente les résultats des détections pour l'année 2019 :

Tableau 7 : Cumul des surfaces brûlées

Période	Surface V2 (Ha)	Surface V1 (Ha)
01/01/2019 - 31/12/2019	45345	34197
15/09/2019 - 15/12/2019	37492	30260

7.2. <u>Contrôle qualité sur la Province Nord</u>

Une confrontation des résultats de la chaîne des feux V2 avec la cartographie par photointerprétation des surfaces brûlées en Province Nord a été réalisée dans le cadre du contrôle qualité avancé (QC++) pour évaluer l'apport et les limites de la méthode automatique en comparaison des méthodes manuelles.

La cartographie mise à disposition par la Province Nord est une cartographie exhaustive de tous les évènements incendie de 2019. Réalisée par photo-interprétation sur la base de données Sentinel-2 complétées par des missions terrain pour intégrer les zones non visibles sur les images en raison de la couverture nuageuse. La période traitée s'étale de janvier 2019 jusqu'à février 2020.

La confrontation des résultats de la V2 et la cartographie par photo-interprétation des surfaces brûlées en Province Nord a montré un différentiel de près de 7 000 ha. Le cumul des surfaces brûlées cartographiés en Province Nord atteint sur l'année entière 40 257,49 ha contre 35 325,20 ha détecté par la V2.

Tableau 8 : Cumul des surfaces brûlées en 2019 sur la province nord

Période	Surface V2 (Ha)	Photo-interprétation PN (Ha)	
01/01/2019 - 31/12/2019	35325,20	42 379	

Le différentiel a été analysé et les conclusions sont présentées dans le rapport du contrôle qualité avancé (QC++) commandé par la Province Nord sur l'ensemble des détections de 2019.





Une analyse des secteurs concernés par la différence de détection a permis de qualifier les résultats de la chaîne V2 et de dégager les avantages de l'approche automatique vis-à-vis d'une approche par photo-interprétation. L'analyse a été conduite à travers les évènements les plus importants pour tenter de comprendre les écarts de surfaces relevés. Trois cas représentatifs des différentes situations rencontrées lors du contrôle sont présenté ci-après.

7.2.1. Analyse du feu de Kouaoua/Houaïlou/Kuu: décembre 2019

La zone a été digitalisée à partir des images T58KEB du 10 novembre et du 15 décembre 2019, la zone a été détectée sur la chaîne automatique aux mêmes dates que pour le PN:

La surface cartographiée s'élève à **2 581,7 ha** pour la cartographie par photointerprétation de la PN contre **1 487,5 ha** sur la chaîne automatique. L'emprise des deux données est illustrée figure

Sur ce secteur un différentiel de **1 093 ha** a été relevé entre les données produites par les services de la provinces nord et la sortie de la chaîne des feux V2.

La figure ci-dessous permet de comprendre les différences relevées :

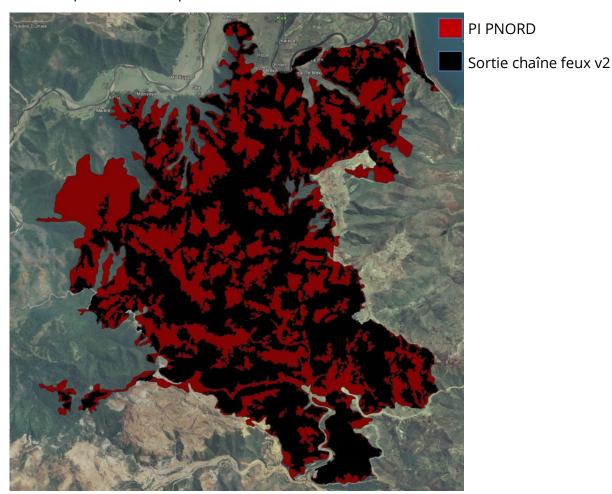


Figure 10 : Emprises du feu de Kouaoua/Houaïlou/Kuû selon les deux méthodes





Une surface de **132.5 ha** du périmètre de l'évènement a été exclus de la chaîne des feux V2 en raison des nuages présents sur les images aux dates considérées comme illustrée sur la figure 11 (secteur en bleu).

Sur les **961 ha** restants, les données de la province nord digitalisées suivent le contour extérieur de l'évènement, sans distinction à l'intérieur du contour des zones qui ont réellement été endommagées des secteurs non impactés par le feu.

A ce titre, la chaîne des feux V2 classe en surface brûlée uniquement les secteurs présentant des stigmates importants liés au passage du feu et exclus les zones non brûlées dans la majorité des cas. En ce sens le contour de la chaîne est plus précis et plus proche de la réalité notamment sur la zone à l'intérieur du périmètre global de l'évènement.

Enfin, certaines petites zones montrent un signal proche de celui des surfaces brûlées, ont probablement été éliminées à cause de leur petite taille (inférieure à 1 ha). La proportion n'a pas été calculée.





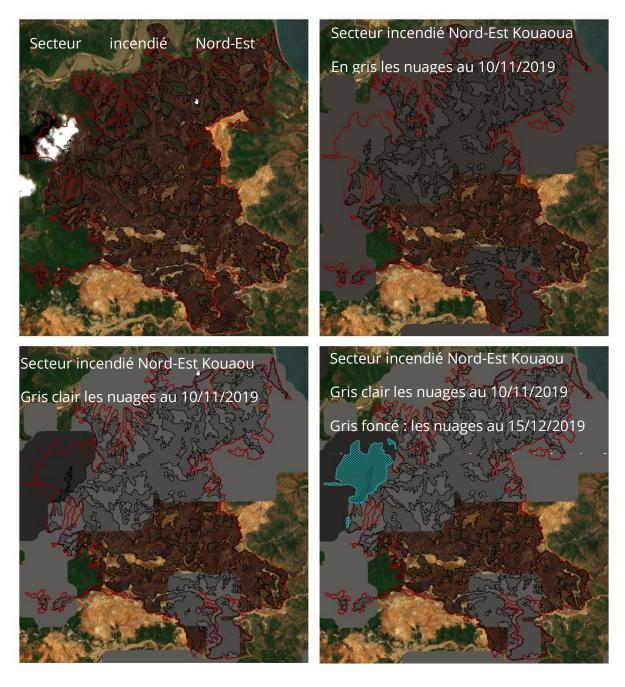


Figure 11 : Illustration des différences entre les deux méthodes avec les données Sentinel-2 utilisées dans les deux méthodes (Image de fond Sentinel-2 du 15-12-2019)





7.2.2. Analyse du grand feu de Ouegoa : novembre 2019

L'évènement assez conséquent couvre plus de 5 500 ha. La chaîne des feux V2 a détectée **5 525,8 ha** contre **6 527,7 ha** digitalisés par les services de la PN.

Les données sources pour la digitalisation se fond sur deux images Sentinel-2 (du 23-11-2019 et du 18-12-2019) complété par des relevés terrain.

Sur la zone on compte plus de **1 000 ha** bruts de surfaces brûlées détectées en moins automatiquement par rapport au surfaces digitalisées. La différence atteint **1 328 ha** sur le polygone le plus étendu de **5 017,27 ha**, soit plus de **26%** de sa surface.

Les figure 12 illustre l'écart de cartographie entre les deux méthodes sur une image de fond datant du 22-01-2020.

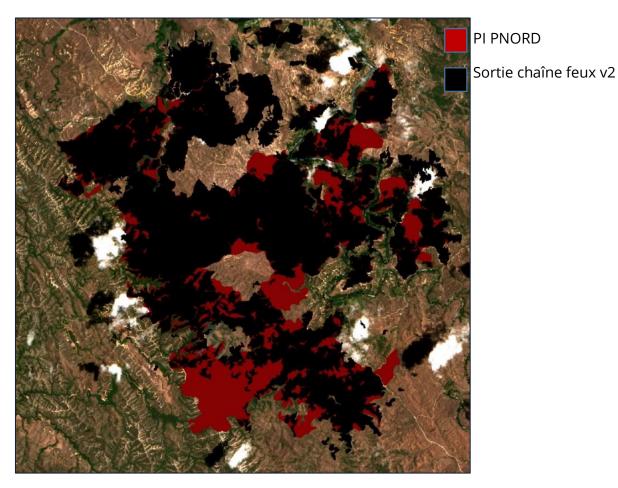


Figure 12: Emprise du feu de Ouegoua (Sentinel-2 du 22/01/2020

L'évènement a eu lieu en fin d'année et a été détection à partir de fin novembre.

Le recouvrement nuageux de la zone sur cette période n'a pas permis une détection optimale comme on peut le voir sur la figure 13 illustrant la couverture nuageuse sur les deux images du 23-11-2019 et celle du 18-12-2019.





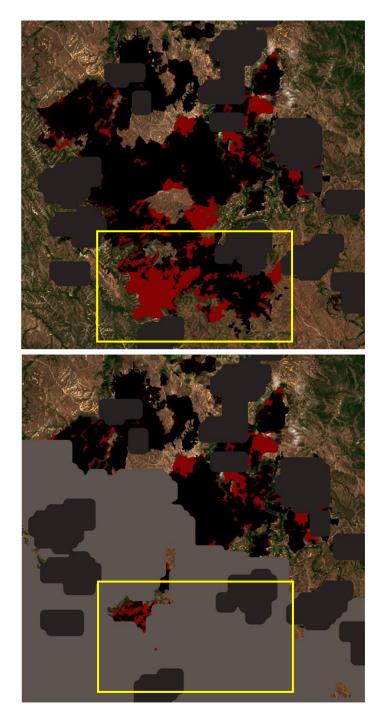


Figure 13 Illustration du couvert nuageux autour du feu de Ouegoua (en gris foncé le masque de nuages sur l'limage du 23-11-2019 ; en gris clair le masque de nuages sur l'image du 18-12-2019





Certains secteurs comme illustrés sur la figure 13 sont sous couverture nuageuse et ont donc été masqués sur les images utilisées pour la photo-interprétation.

La cartographie de la Province Nord par méthode manuelle a été complétées sur ce secteur par des relevés de terrain et par une troisième image datant de janvier 2020 (utilisée pour les besoins de ce travail pour la visualisation mais non traitée par la chaîne des feux V2).

Le secteur signalé par un encadré jaune n'a pas pu être traité par la chaîne automatique.

De plus, pour le reste du périmètre la composition colorée en vraies couleurs ne permet pas de trancher objectivement en faveur de l'une ou de l'autre des méthodes. Une part non négligeable de la cartographie manuelle repose sur l'appréciation du photo-interprète.

Une composition fausses couleurs avec le NIR a néanmoins permis de mieux distinguer les zones brûlées des zones non impactées. L'examen des secteurs en question fait pencher l'arbitrage en faveur de la chaîne V2 qui semble plus proche de la réalité, avec cependant la perte de quelques petites surfaces non détectées malgré leur signature spectrale sans ambiguïté.





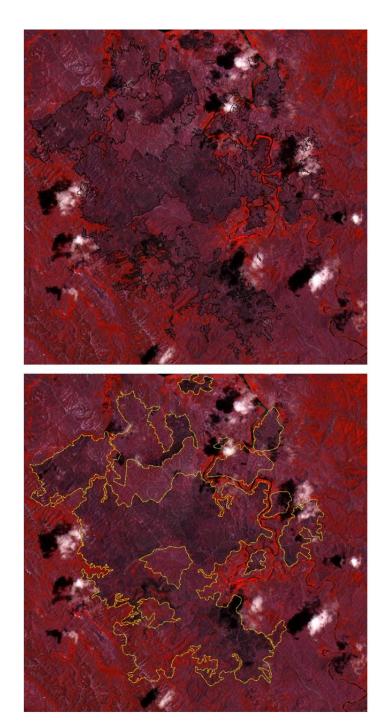


Figure 14 : Composition colorée fausse couleur (pir/vert/Rouge) appliquée à l'image Sentinel-2 du 22/01/2020 (contour en noir : chaîne V2, contour en jaune : la digitalisation par opérateur

Globalement la chaîne V2 détecte de manière plus précise les limites des surfaces brûlées, cette détection reste cependant légèrement incomplète principalement sur des secteurs morcelés où l'UMC (unité minimale de cartographie) appliquée de 1 ha est à l'origine de la majorité des omissions.





7.2.1. Evènements de Poum décembre 2019

Le secteur de Poum a lui aussi été le théâtre de plusieurs évènements en fin d'année 2019.

Ces évènements sont largement inférieurs en surface aux zone digitalisées par les services de la Province Nord. La couverture nuageuse du secteur sur la fin de l'année est en grande partie la cause de ce différentiel conséquent

La figure ci-dessous illustre la couverture nuageuse sur les images de novembre et de décembre 2019 :



Figure 15 : Secteur de Poum au nord de la Province Nord (en aplat rouge transparent la cartographie de la PN en rayure noir la détection automatique de la chaîne des feux v2)

L'examen de la figure fait apparaître que les principales zones non détectées par la chaîne automatique se trouvent sous couvert nuageux (les nuages ont été prédominant sur la plupart des images disponibles du secteur).





L'examen de l'image de janvier 2020 (utilisée comme référence dans ce travail mais non traitée par la chaîne des feux) fait apparaître cependant quelques anomalies dans la cartographie par photo-interprétation comme l'illustré la figure ci-après

Le différentiel concerné par ces anomalies totalise plus de 1 000 ha

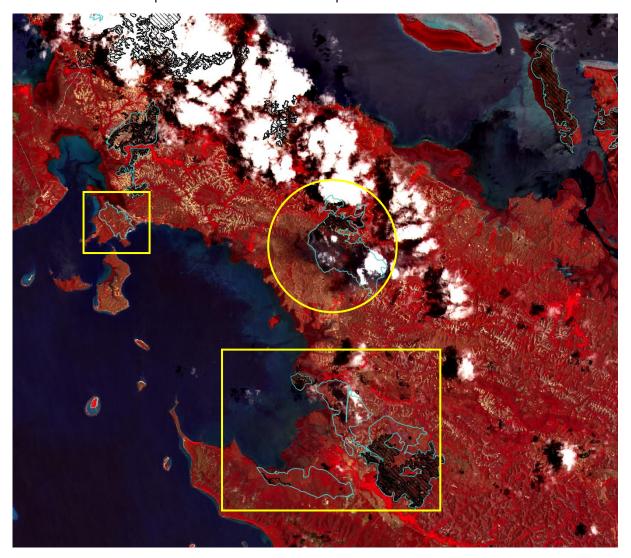


Figure 16 : Composition colorée fausse couleur (pir/vert/Rouge) de l'image Sentinel-2 du 22-01-2020 (contour bleu : cartographie de la Province Nord, rayure noire les détections issues du traitement automatique de la chaîne V2)

Au nord de l'image (cercle jaune), le secteur sous nuages et ombre portée et à la limite de détection de la chaîne automatique, ce sont donc près de **700 ha non détectés à cause des nuages.**

Les carrés jaunes à gauche et en bas de l'image font **apparaitre des contours bleus ne présentant pas de stigmates nets liés au passage d'un feu**. Ces zones sont représentatives du biais lié à la photo-interprétation et à la subjectivité de l'opérateur. Ces secteurs ont fait l'objet de mission terrain, ils **ne présentent, cependant pas une**





signature marquée par le feu et sont par conséquent indécelables par les modèles entrainés dans le cadre de ce travail sur des feux plus sévères.

<u>En conclusion</u>: La chaîne des feux V2 présente **de solides performances de détection**. Elle présente l'avantage de dessiner des contours fins au plus proche des surfaces réellement brûlées. Les contours extérieurs et intérieurs des surfaces détectées sont fidèle à la réalité.

La chaîne des feux V2 présente cependant deux limites, l'UMC à 1ha qui filtre les très petites surfaces et la sensibilité à la couverture nuageuse que seul un travail de terrain permettrait de surpasser.





7.3. <u>Les erreurs d'omission</u>

Il s'agit des sous-détections mis en lumière vis-à-vis de la première version de la chaîne des feux.

La confrontation des deux versions de la chaîne des feux a mis en avant des sousdétections potentielles, ce sont les zones classées par la V1 comme feux et non détecté par la V2.

Un contrôle de cette surface a été effectuer afin d'évaluer la part réelle des surfaces concernées ainsi que les cause de cette sous-détection.

Les surfaces classées en feux sur la V1 et non détectés sur la V2 compte en moyenne 32,19 % de fausses détections.

Les surfaces réelles en feux non détecté par la V2 sont en général masquées à 79,7 % par les différents filtre mis en place pour limiter le bruit. Pour autant, les zones brûlées non détectés sur un mois du fait des masques sont pour la majorité détectés sur des dates ultérieurs. Cette proportion n'a pas été évaluée dans le cadre du présent projet, l'évaluation se faisant en intégrant les trois premiers mois de 2020, non traitées dans le cadre de ce contrôle.

7.4. Les erreurs de commission

Ce sont les erreurs de sur-détection, ils sont importants car donnent une indication sur les axes d'amélioration d'un système de classification.

Dans le cas du présent projet, l'amélioration des détections des surfaces brûlées s'accompagne de bruits plus ou moins importants en fonction des périodes de l'année.





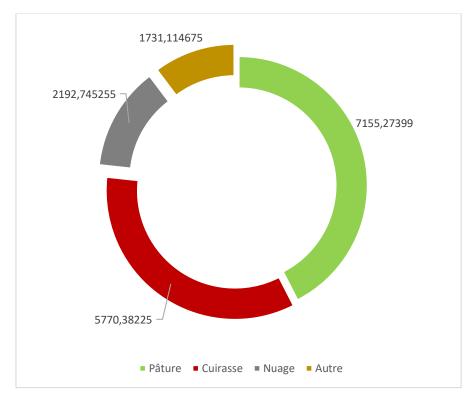


Figure 17 : Répartition des surfaces en ha des faux-positifs (2019)

L'examen par photo-interprétation de toutes les surfaces détectées fait apparaitre quelques défauts liés aux modèles développés. Ces derniers sont particulièrement sensibles à l'état de stress hydrique de la végétation et particulièrement les zones de pâture/culture. En effet, cette catégorie concentre près de la moitié des sur détections avec approximativement 11,5 % de sur-détection. La seconde catégorie qui souffre de sur-détection est sans surprise la classe des cuirasses avec un peu plus de 9 % de détection en trop. Concentrées sur les secteurs centre-est autour de la mine de Thio.

Enfin un résiduel de nuage, persiste et comptabilise un peu moins de 4 % de surfaces en erreur.

Tableau 9 : Tableau récapitulatif des résultats de 2019

	Feux avérés	Végétation non ligneuse (pâturage)	Cuirasse	Nuage	Autre
Surface en ha	45 345	7 155	5 770	2 192	1 731
Proportion	72,91 %	11,50 %	9,28 %	3,52 %	2,78 %

Au total, ce sont près de 27 % de zones détectés qui sont classés par erreur en feux. Ces erreurs sont notamment accentuées par les conditions de sécheresses particulièrement intense en 2019.





Dernier élément à considérer, plus aléatoire et ponctuel, mais suffisamment impactant pour être soulevé, les conditions de prise de vue. En effet, le contrôle sur l'ensemble des données produites a mis en avant la sensibilité des modèles au voiles nuageux présents parfois sur des tuiles entières comme ça été le cas en Novembre 2019 suite aux incendies en Australie.

Ces voiles impactent de manière significative les images et génère de faux positifs en nombre important. Ces phénomènes ne pouvant être prédit ni traités automatiquement, INSIGHT signale le problème sans pouvoir y apporter de correctif du moins dans le cadre des développements actuels.





8. CONCLUSION

8.1. **Des améliorations notables**

Le présent projet a pour but d'améliorer la détection et la cartographie des surfaces incendiées en Nouvelle-Calédonie. La chaîne des feux version 1 développé dès le lancement des satellites Sentinel-2 pour l'observation de la terre permettait une détection des surfaces brûlées avec cependant quelques lacunes.

En effet, afin de palier au problème de sur-détection lié au cuirasse, l'algorithme développé était volontairement restrictif et une part non négligeable de zones brûlées n'était pas détectée.

Cependant, L'évaluation au plus juste des surfaces concernées par les incendies est primordiales pour la gestion et la protection des milieux. C'est d'autant plus important que l'année 2019 a particulièrement été touchée par les évènements « incendie » accentués par un épisode de sécheresse précoce du au phénomène climatique El-niño de 2018.

Ainsi, la version V2 de la chaîne des feux a traitée prioritairement les données de 2019 afin d'avoir un estimatif le plus réaliste possible des zones incendiées.

Le contrôle a permis de confirmer que la version V1 de la chaîne comptabilise une part non négligeable de sous détection. Le chiffre brut atteint 23,89 % sur la SAFF et 32,6 % si l'on considère l'année entière.

C'est ainsi une amélioration notable de la chaîne de détection des surfaces brûlées en Nouvelle-Calédonie

8.2. **Les points de vigilance**

Le principal défaut de la nouvelle chaîne est sa sensibilité aux états de stress hydrique de la végétation non ligneuse regroupé ici sous la nomenclature de « pâturage ». Un premier correctif a été mis en place pour limiter les faux positifs, ce dernier est un filtre au même titre que les autres filtres mis en place et adapté à chaque image traitée. Considérant le type de milieux concernés, un masquage total est pour l'instant écarté, ainsi le filtre est calibré sur des valeurs hautes afin de ne pas masquer les zones qui ont réellement été l'objet d'incendies. C'est donc un compromis entre sur-détection et sous-détection qui a été proposé dans ce travail, et pourra -être revu à la hausse si l'OEIL estime que le bruit résiduel est trop important.

C'est donc un point de discussion après que l'OEIL ait pris le temps d'examiner les résultats à plus large échelle.

Un second point à considérer dans les performances de la nouvelle version de la chaîne des feux concerne les confusions persistantes avec les zones de cuirasse. Ces confusions étaient attendues et représentent une part importante des sur-détections, cet état peut être améliorer par un masque cuirasse qui pourra cette fois intégré la chaîne de sorte à





masquer de manière indifférenciée les secteurs de cuirasse pour toutes les images traitées.

Ce dernier masque pourra être intégré dès livraison et validation de la « couche cuirasse » en cours de réalisation pour le compte de la Province Nord.

En attendant, un attribut renseigne sur l'intersection avec les secteurs de cuirasse issus de la cartographie des régolithes des services géologiques. Ces informations sont utiles pour cibler les secteurs à contrôler ou à éliminer en priorité des résultats de la chaîne.

8.3. **Les perspectives :**

La chaîne développée dans ce projet a bénéficié de plusieurs axes d'amélioration qui ont permis un gain réel en termes de détection des surfaces brûlées.

Les résultats obtenus sont satisfaisants et ont également permis de soulever de nouveaux axes de travail pour aller plus loin dans la détection et le suivi des incendies en Nouvelle-Calédonie. Nous pouvons ici citer en ouverture pour les prochaines versions quelques pistes qui nous semblent importantes :

- L'amélioration des temps de calcul machine et l'optimisation des traitements, cela permettra entre autres de gagner en réactivité notamment en réponse à des besoins ponctuels de suivi d'évènements majeurs.
- Limiter la part de faux positifs par l'intégration d'un masque de cuirasse, permettrait de diminuer de près de 9 % les sur-détections.
- Un seuillage plus fin du filtre « Pasture Mask » permettrait également de diminuer la part des faux positif liés aux zones de culture et de pâturage sans pour autant les supprimer complètement. En d'autres termes, un compromis entre sur-détection et sous-détection devra être trouver et pour cela, il faudra un suivi et une évaluation sur un pas de temps plus important que celui étudié pour ce projet.





9. REFERENCES

http://www.cesbio.ups-tlse.fr/multitemp/?p=6050

http://tully.ups-tlse.fr/olivier/maja_atbd/blob/master/atbd_maja.pdf

https://reader.elsevier.com/reader/sd/pii/S0034425718305649?token=70C46E681BD53B48615D4E6CD372B3617866DC4F18FC0A37EECD3E7C94826BCC3FE1B4EAEB08408C4C91CF049025AE6F

https://reader.elsevier.com/reader/sd/pii/S0034425719300689?token=DE872B894FFC48 A2D60B24732FBAC7C04278F615BF47B5D9AFE4C45D9B1B33EC94DDBED37C77BB0FBD 9C646A49CAFCE0

https://www.oeil.nc/cdrn/index.php/resource/bibliographie/view/29574

BURNED AREA MAPPING WITH SENTINEL-2 using SNAP JUNE 2017, Portugal, RUS Copernicus, ESA.

Un-Spider « Step by Step: Burn Severity mapping in Google Earth Engine».

http://www.un-spider.org/advisory-support/recommended-practices/recommended-practice-burn-severity/burn-severity-earth-engine