

Dans le cadre de l'Atelier Professionnel sur la gestion
intégrée des risques naturels en milieu de montagne

Master 2 GAED parcours GEOIDES

Année 2021-2022

Institut d'Urbanisme et de Géographie Alpine



CARACTÉRISATION DE L'OCCUPATION DU SOL DE LA MOYENNE VALLÉE DE L'UBAYE POUR L'ANNÉE 2020



Pôle Alpin Risques Naturels



JULIETTE BREEN & LAGELOUZE THOMAS
GROUPE UBAYE

Sommaire

| | |
|--|----|
| 1. La mission..... | 3 |
| 2. Identification des besoins pour identifier les classes d'occupation du sol..... | 3 |
| 3. Méthodologie | 8 |
| 4. Résultat et comparaisons | 12 |
| 5. Limites et perspectives d'amélioration | 17 |
| 6. Conclusion..... | 20 |
| Bibliographie..... | 21 |

1. La mission

Ce travail sur la caractérisation par télédétection de l'occupation du sol de l'année 2020 sur la Moyenne Vallée de l'Ubaye doit être considéré comme un chapitre à part entière parmi ceux développés dans le groupe d'étude Ubaye. Ce dernier a été initialement réfléchi et pensé comme un point introductif, visant à considérer, connaître et s'appropriier le territoire d'étude de manière simple et efficace. Pour ce faire, le choix a été de proposer une cartographie des grandes classes d'occupation des sols présentes sur le territoire. Ainsi, la dialectique principale d'étude s'articule de la manière suivante : quelles sont les classes d'occupation du sol du territoire de l'Ubaye ? Il est alors question d'apporter un produit spécifique et adapté à la Moyenne Vallée, qui permet de rapidement se saisir de ses enjeux généraux, tout en apportant un niveau de détail dans cette généralité, non-proposés et cartographiés par les produits classiquement disponibles en libre accès.

2. Identification des besoins pour identifier les classes d'occupation du sol

La partie 1 a pour but de présenter les données, les indices et les pré-traitements qui ont été mis en place pour la classification de l'occupation du sol de la Moyenne Vallée de l'Ubaye.

2.1. Le choix des images

Des images du satellite Sentinel-2A et 2B. ont été utilisées. Elles sont issues de la Plateforme d'Exploitation des Produits Sentinel (PEPS) fournies par le Centre national d'études spatiales (CNES) (<https://peps.cnes.fr/>). La Moyenne Vallée de l'Ubaye correspond à la tuile T31TGK du satellite. Ces dernières se retrouvent dans une grande majorité d'étude traitant de l'occupation du sol sur un territoire avec ce type de produit (Traganos & Reinartz, 2018). Quatre raisons principales ont motivé l'orientation vers ces produits :

- (1) La gratuité et la facilité d'accès de ces données. Elles permettent à ce travail final d'être modifiable et reproductible sur les années précédant ou suivant celle de 2020.
- (2) La résolution temporelle. Le satellite à une occurrence de passage sur tous les territoires survolés de l'ordre de 5 jours. Cette dernière permet, de fait, d'avoir un panel d'images exploitables sur les mois et sur les années souhaités.
- (3) La résolution spatiale. Les images Sentinel-2 ont une résolution allant de 10 à 20 mètres selon les bandes spectrales. Les bandes du bleu, du vert, du rouge et du proche infrarouge, qui ont une résolution spatiale de 10 mètres, ont principalement été utilisées. Les bandes du moyen infrarouge à la résolution spatiale de 20 mètres ont été

par la suite rééchantillonnées à l'échelle spatiale des bandes précédentes. Cette résolution permet d'apporter du détail dans les généralités que nous voulons caractériser.

- (4) La résolution spectrale. Chacune des images possèdent 13 bandes spectrales. Elles permettent de pouvoir calculer un nombre conséquent d'indices spectraux.

L'ensemble des caractéristiques qui viennent d'être décrites peuvent être résumées dans le Tableau 1. Ce dernier détaille chaque bande spectrale, en précisant leur résolution.

| Bandes Sentinel-2 | Sentinel-2A | | Sentinel-2B | | Résolution spatiale (m) |
|---------------------------------------|-------------------------------|-----------------------|-------------------------------|-----------------------|-------------------------|
| | Longueur d'onde centrale (nm) | Largeur de bande (nm) | Longueur d'onde centrale (nm) | Largeur de bande (nm) | |
| Bande 1 – Aérosol côtier | 442.7 | 21 | 442.2 | 21 | 60 |
| Bande 2 – Bleu | 492.4 | 66 | 492.1 | 66 | 10 |
| Bande 3 – Vert | 559.8 | 36 | 559.0 | 36 | 10 |
| Bande 4 – Rouge | 664.6 | 31 | 664.9 | 31 | 10 |
| Bande 5 – Végétation "red edge » | 704.1 | 15 | 703.8 | 16 | 20 |
| Bande 6 – Végétation "red edge" | 740.5 | 15 | 739.1 | 15 | 20 |
| Bande 7- Végétation "red edge" | 782.8 | 20 | 779.7 | 20 | 20 |
| Bande 8 – Proche Infrarouge | 832.8 | 106 | 832.9 | 106 | 10 |
| Bande 8A – Proche Infrarouge "étroit" | 864.7 | 21 | 864.0 | 22 | 20 |
| Bande 9 – Vapeur d'eau | 945.1 | 20 | 943.2 | 21 | 60 |
| Bande 10 – Infrarouge court – Cirrus | 1373.5 | 31 | 1376.9 | 30 | 60 |
| Bande 11 – Infrarouge court | 1613.7 | 91 | 1610.4 | 94 | 20 |
| Bande 12 – Infrarouge court | 2202.4 | 175 | 2185.7 | 185 | 20 |

Tableau 1. Description des bandes spectrales du Satellite Sentinel-2A et 2B. Source de données : Agence Spatiale Européenne (ESA)

La thèse de Charlotte PELLETIER (Pelletier, 2017) portant sur la cartographie de l'occupation des sols à partir de séries temporelles d'images satellitaires à hautes résolutions (et notamment à partir d'images Sentinel-2), retrace les différentes réflexions qui émergent lors de l'élaboration d'un rapport comme celui-ci. Elle permet de comprendre les différentes articulations qui se créent entre les choix des images et le terrain d'étude. Son travail permet de compléter celui-ci en abordant avec plus de détail les problématiques et les portées générales de la classification du sol par télédétection.

Au total, 8 images ont été sélectionnées, indexées sur les 8 dates de la Figure 1. Dans la mesure du possible, 1 à 2 images par saison ont été retenues, en prenant le soin de ne choisir que celles dont la couverture nuageuse était inférieure à 20% pour avoir le moins de données manquantes possibles.

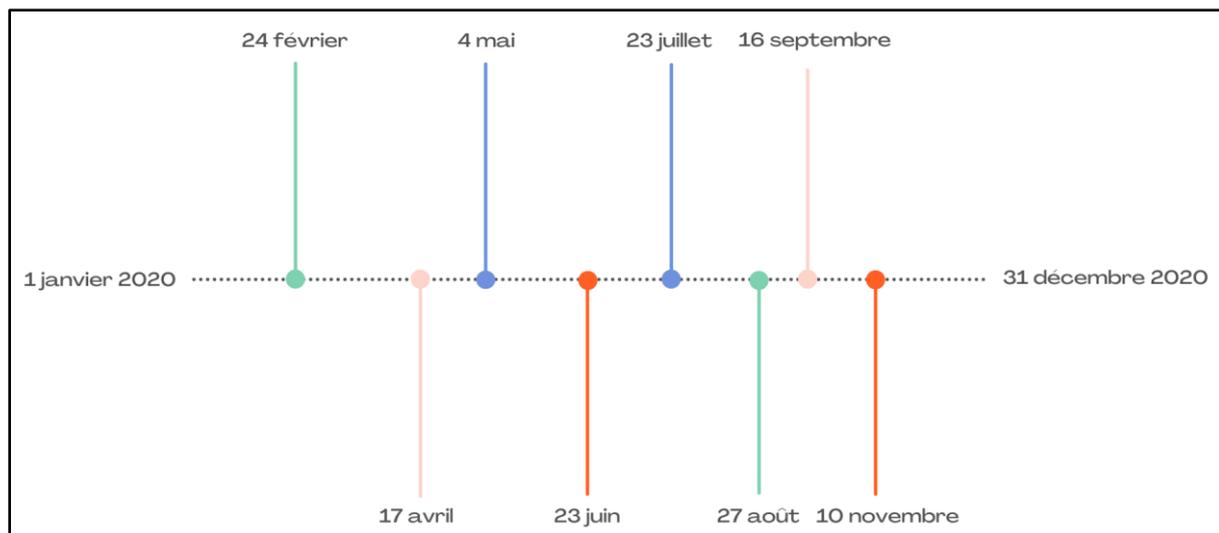


Figure 1. Images Sentinel-2 sélectionnées pour la classification du sol de la Moyenne Vallée de l'Ubaye pour l'année 2020.

Le travail a alors pu débuter de classification avec un ensemble de 80 *rasters* ; chaque image étant décomposée en 13 *rasters* correspondant aux 13 bandes évoquées précédemment.

2.2. Les indices calculés

Afin d'étudier l'occupation du sol sur le territoire d'étude, 5 indices spectraux ont été calculés à partir des images présentées précédemment (Tableau.2).

Premièrement 2 indices de végétation ont été choisis car la vallée de l'Ubaye est majoritairement rurale et boisée. Tout d'abord, l'*Indice de Végétation par Différence Normalisée* (NDVI) a été requis. Il est l'indice le plus connu et utilisé en télédétection et permet de faire état de l'évolution de la végétation au travers d'une année (Rouse et al., 1974). Pour affiner les résultats, l'*Optimized SAVI* (OSAVI) a été ajouté. Il est l'indice le plus approprié pour visualiser les zones agricoles dans les moyennes latitudes (Davranche, 2008; Rondeaux et al., 1996).

Deuxièmement, 2 indices hydrographiques ont été pris en compte en raison des typologies relativement similaires entre les cours d'eau, les bâtis et les surfaces minérales sur notre territoire d'étude. Ces-dites typologies seront amenées à être plus explicitées ci-après dans la partie résultat. Les indices *Modified Normalized Difference Water* (MNDWI) *Normalized Difference Water 2* (NDWI2) ont été sélectionnés en ce sens. Ils permettent de mettre en évidence les masses d'eau tout en surveillant leurs changements (McFEETERS, 1996; Xu, 2006).

Troisièmement, le bâti a également été pris en compte, bien qu'il ne soit que peu représenté dans l'Ubaye. L'*Indice d'Urbanisation par Différence Normalisée* (NDBI) a donc été introduit dans cette étude (Zha et al., 2003).

Dans le Tableau 2, les différents indices et leur formule respective sont présentés.

| Indice | Formule | Utilisation | Référence bibliographique |
|--|---|---|--|
| NDVI Indice de végétation par différence normalisée | $NDVI = \frac{PIR - R}{PIR + R}$ | Caractérise l'activité chlorophyllienne. | Rouse et al. (1973) |
| OSAVI Optimized SAVI | $OSAVI = \frac{PIR - R}{PIR + R + 0.16}$ | Permet de visualiser les zones agricoles dans les moyennes latitudes. | Rondeaux & al (1996), Davranche (2008) |
| MNDWI Modified Normalized Difference Water Index | $MNDWI = \frac{Vert - MIR2}{Vert + MIR2}$ | Met en évidence les masses d'eau en supprimant le bruit du bâti, de la végétation et du sol nu. | Xu (2006) |
| NDWI2 Normalized Difference Water 2 | $(V - PIR) / (V + PIR)$ | Surveille les changements liés à la teneur en eau des masses d'eau. | McFeeters (1996) |
| NDBI indice d'urbanisation par différence normalisée | $NDBI = \frac{MIR - PIR}{MIR + PIR}$ | Identifie les zones de bâti. | Zha et al. (2003) |

Tableau 2. Présentation des indices spectraux calculés.

2.3. Identification des classes d'occupation du sol

Par photo-interprétation, à l'aide du fond de carte satellite *Qgis* (*Google Satellite* disponible dans l'extension *HCMGIS*) et des orthophotographies IGN de 2018, 5 classes d'occupation principales ont été identifiées (Tableau.3). Ces dernières décrivent au mieux les grands ensembles du territoire, l'objectif premier de ce travail. Elles ont été réfléchies selon les caractéristiques et les enjeux du territoire de la Moyenne Vallée, directement en lien avec les résultats obtenus par les différentes équipes du groupe Ubaye (Cf. Rapport enjeux et rapport aléas).

| N° classe | Classe d'occupation du sol |
|-----------|----------------------------|
| 1 | Surface minérale et bâti |
| 2 | Cours et plan d'eau |
| 3 | Forêt |
| 4 | Culture |
| 5 | Lande et prairie |

Tableau 3. Classes d'occupation du sol de la Moyenne Vallée de l'Ubaye identifiées.

Dans la volonté d'apporter une continuité et une réflexion commune sur l'ensemble des travaux Ubaye, ces 5 classes ont été identifiées selon le rôle qu'elles pouvaient jouer dans les enjeux et les aléas.

Ainsi, le bâti permet de rendre compte des enjeux sur le territoire. En effet, cette entité regroupe un nombre important d'activités économiques et touristiques, sans compter la population résidant dans les infrastructures. De fait, les « pôles » bâtis, tel que la commune de Barcelonnette sont des zones à forte vulnérabilité sociale face aux aléas, dont il est primordial de cartographier et de relever dans la classification du sol pour pouvoir commencer à indirectement l'appréhender.

Les surfaces minérales sont quant à elle directement des espaces où la susceptibilité d'occurrence d'aléa gravitaire est grande. Ces surfaces ont la particularité d'être des roches nues desquelles certaines chutes de blocs et certains glissements de terrains peuvent avoir lieu. Les circonscrire dans une classification revient à introduire la spatialité de l'aléa en Ubaye, accompagnée des premières pistes d'adaptation qui peuvent en découler. Les zones de forêts, de cultures, de landes & prairies vont également dans ce sens – réfléchies ici selon leur dimension spatiale et non comme une ressource potentielle – puisqu'elles permettent de visualiser comment les aléas peuvent émerger et/ou évoluer sur ces terrains. De manière conceptuelle, les strates herbacées telles que les prairies et les cultures ont tendance à accentuer l'aléa (quel qu'il soit) en favorisant sa progression¹ et de manière plus générale, l'érosion des sols (Ravel, 2009). Les forêts ont une tendance inverse, à savoir celle de contenir, de stopper l'aléa par les différents arbres se dressant bien souvent comme des obstacles.

Les cours et plans d'eau ont été intégrées dans la classification des sols globalement pour les mêmes raisons que les entités précédentes. Leur référencement dans l'espace permet de pouvoir les associer aux risques permanents que les crues torrentielles font peser sur le territoire. De manière plus minime, elles donnent une première idée de l'activité hydrologique

¹ Sur les terrains aux strates herbacées telles que les prairies, les landes et les cultures, aucun obstacle naturel n'est majoritairement rencontré pouvant contenir, voire stopper l'aléa. C'est pour cette principale raison que les lois RTM de 1860 et 1882 et ont été envisagées puis adoptées pour la restauration et la conservation des terrains de montagne, à l'époque pâturé de manière extensive (Lailly, 2010).

de la moyenne vallée de l'Ubaye et de toutes les dynamiques sédimentaires qui peuvent en résulter (Yassine, 2020).

3. Méthodologie

Dans la partie 2, nous traitons de la méthodologie mise en place afin de réaliser la carte de l'occupation des sols de la Moyenne Vallée de l'Ubaye. Nous avons travaillé avec le logiciel *QGIS 3.16*, ainsi que le plugin *Orfeo Toolbox (OTB)*.

3.1. Les prétraitements et le calcul des indices

Le PEPS du CNES propose différents traitements avant le téléchargement des images satellitaires. Les images présélectionnées sont passées dans la chaîne de traitements *MACCS ATCOR Joint Algorithm (MAJA)*. Cette dernière corrige les effets atmosphériques engendrés par exemple par les aérosols (Hagolle, 2015).

Dans *Qgis*, pour faciliter nos différentes opérations, un prétraitement des bandes d'images a été réalisé dans l'objectif d'avoir un seul *raster* par date, concaténant ses bandes respectives ; tout en ne gardant que 6 bandes spectrales sur les 13 disponibles. Dans un souci d'alléger les traitements d'image, seules les bandes spectrales utiles aux calculs d'indices n'ont été gardées. De fait, les bandes 1 (Bleu), 2 (Vert), 3 (Rouge), 8 (Proche Infrarouge), 11 et 12 (Infrarouge Court).

La démarche de prétraitement pour une date s'est scindée en quatre étapes. Tout d'abord, une reprojection des bandes en Lambert 93 ; secondé par un rééchantillonnage à 10 mètres des deux bandes spectrales ayant une résolution de 20 mètres (Bande 11 et 12) ; précédé par un découpage des différentes bandes selon le périmètre de la moyenne vallée ; et finalisé par la concaténation des six bandes spectrales. Ce prétraitement a été résumé et automatisé l'aide d'un *model builder* (Figure.2).

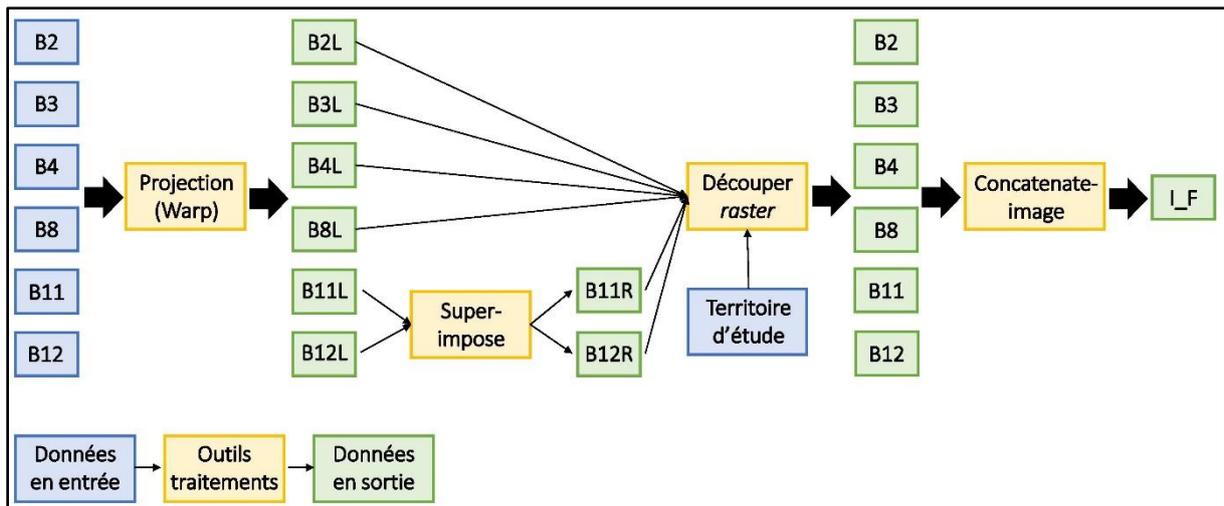


Figure 2. Cheminement de programmation (*model builder*) résumant les prétraitements effectués sur les six bandes spectrales requises d'une date, pour arriver à un seul et même *raster*. L'identifiant B fait référence aux bandes et à leur numéro ; l'identifiant L renseigne la projection Lambert 93 (EPSG:2154) dans laquelle les bandes ont été converties ; l'identifiant R correspond au rééchantillonnage à 10 mètres fait sur les bandes 11 & 12 de 20 mètres de résolution initiale ; enfin, I_F est l'acronyme d' « Image Finale ».

À la sortie de ce *model builder*, une image *raster* s'obtient et comprend six bandes spectrales compilées dans cet ordre : Bleu, Vert, Rouge, Proche Infrarouge, Moyen Infrarouge 1 et Moyen Infrarouge 2. Ce prétraitement a été réalisé sur l'ensemble des dates. 8 *rasters* différents ont donc été obtenus.

Pour chaque date, nous cinq indices présentés précédemment ont été calculés : le NDVI, le OSAVI, le MNDWI, le NDWI2 et le NDBI. Finalement, le résultat en sortie donne 40 images *rasters* différentes, soit un *raster* différent selon l'indice et la date.

3.2. Échantillonnage du territoire

Il était ici question d'échantillonner le territoire par catégorie en reprenant les classes précédemment identifiées (Cf. Partie 1.3). Cet exercice vise à circonscrire au sein de polygones une partie des différentes classes d'occupation du sol par digitalisation sur *Qgis*. (Figure.3) Cette base de données a pour but d'entraîner les différents algorithmes qui seront lancés et présentés dans la partie ci-après pour aboutir au résultat souhaité.

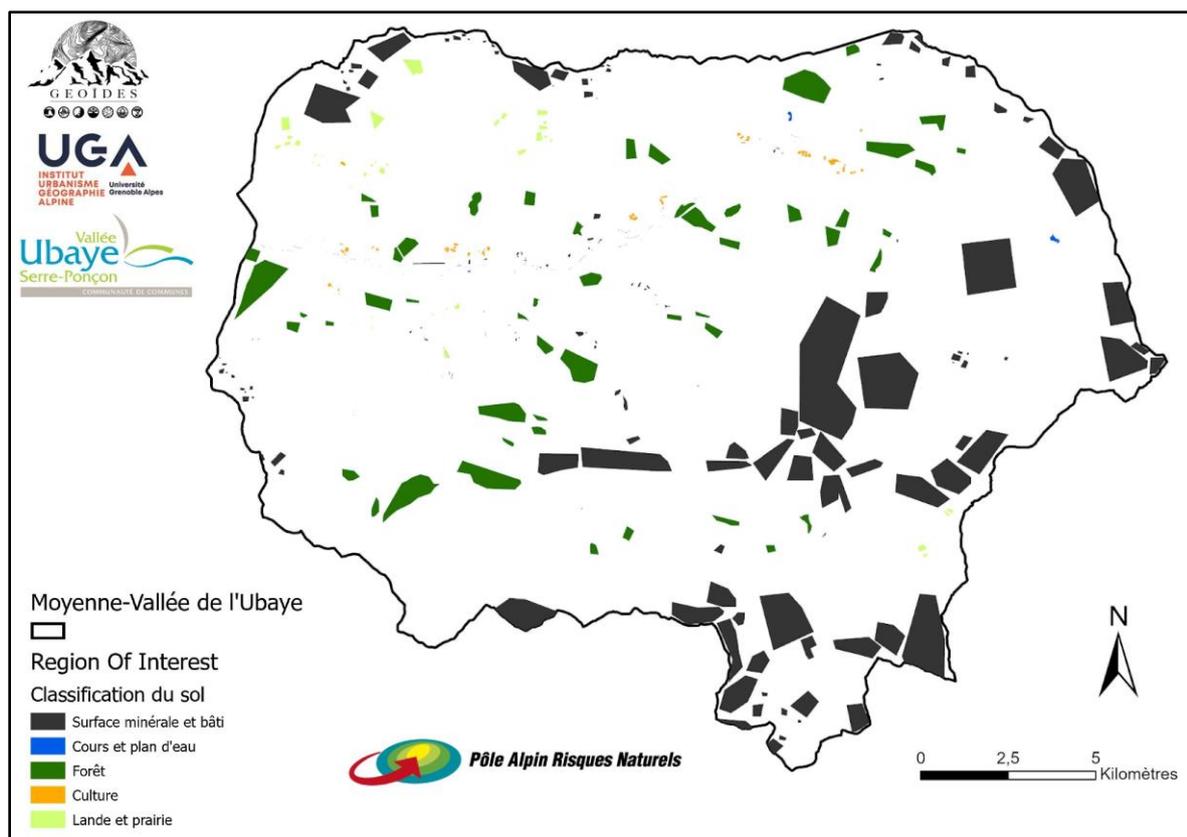


Figure 3. Echantillonnage des grands ensembles de l'occupation du sol de la Moyenne Vallée de l'Ubaye. Source de données : BD TOPO IGN.

Pour plus de précision, le Tableau 4 détaille le nombre d'échantillon par classe, ainsi que la surface (en m² et km²) que ces derniers représentent. En nombre de polygone, l'échantillonnage est plutôt homogène, excepté pour les surfaces minérales et les bâtis. Ces derniers ont été largement travaillés puis retravaillés (ajout de continuel de nombreux nouveaux polygones) en raison des difficultés rencontrées pour les catégoriser lors des premières classifications supervisées. En termes de surface représentée, les résultats sont cette fois-ci disparates et sont avant tout indexées sur la représentation réelle de ces classes sur le territoire d'étude, tout autant hétérogène.

| | Nombre de polygones | Surface en m ² | Surface en km ² |
|--------------------------|---------------------|---------------------------|----------------------------|
| Surface minérale et bâti | 204 | 31 311 017 | 31,3 |
| Cours et plan d'eau | 85 | 74 578 | 0,1 |
| Forêt | 54 | 9 615 226 | 9,6 |
| Culture | 52 | 301 080 | 0,3 |
| Lande et prairie | 52 | 744 547 | 0,7 |

Tableau 4. Présentation des échantillons par classe d'occupation du sol

Vous pouvez également retrouver les signatures spectrales pour chaque polygone de chaque classe suivant les différents indices en Annexes – Partie 1.

3.3. La classification supervisée

Il a été décidé d'utiliser la méthode de la classification supervisée de l'algorithme *Random Forest* afin aboutir au résultat escompté. Cette dernière attribue une valeur unique aux pixels ayant un comportement radiométrique similaire (Inglada, 2013; Pelletier, 2017). Les classes sont déterminées en amont, mais les seuils et la classification sont calculés automatiquement. A titre de comparaison et en guise d'information, la classification par seuillage a été écartée en raison des larges amplitudes des différentes signatures spectrales des classes d'occupation du sol identifiées, rendant l'attribution des valeurs seuils qui ne se croisent pas les unes aux autres.

Cette classification supervisée se décompose en six étapes :

- (1) Les zones échantillonnées par photo-interprétation ont été séparées en deux afin d'avoir un jeu de validation (*test*) de 30 % et un jeu de données d'apprentissage (*train*) de 70 %. Nous identifions ces deux jeux à l'aide d'un l'outil sélectionnant aléatoirement des entités dans les classes de notre fichier d'échantillonnage.
- (2) Une fois la concaténation de l'ensemble des *rasters* faites, aboutissant à une image à 40 bandes (*Stack*), les statistiques associées à cette dernière ont été affichées grâce à un outil opérant des calculs sur les images.
- (3) Les règles de décisions permettant d'assigner une valeur à un pixel ont été déterminé par un classificateur d'entraînement d'image utilisant la méthode d'apprentissage automatique *random forest*. Selon les critères retenus, elle a été jugée comme la plus la plus adaptée pour ce travail car son résultat est généralement fiable et comprend de nombreux avantages, tel que l'absence de sur-apprentissage (Goehry et al., 2021)².
- (4) Le modèle défini dans l'étape 3 a été appliqué à l'ensemble des pixels de l'image, grâce à un outil de classification d'image, permettant d'obtenir une classification opérationnelle.
- (5) La classification est évaluée par une matrice de confusion, en s'appuyant sur le jeu de données de validation (Tableau.5).

L'ensemble de ces étapes est résumé dans la Figure 4.

² Egalement (Yannig Goude sur <https://www.imo.universite-paris-saclay.fr/>).

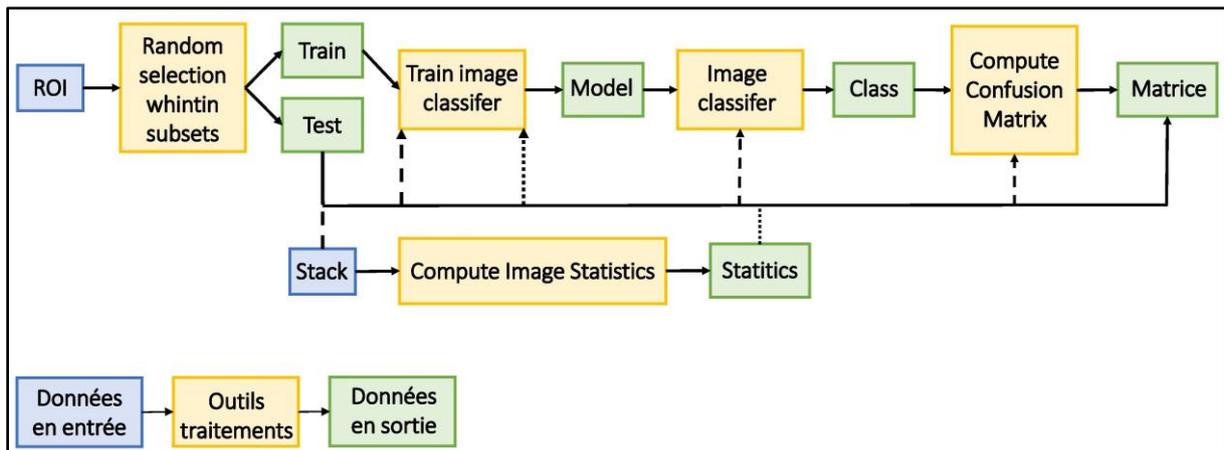


Figure 4. Cheminement de programmation (*model builder*) résumant les traitements de la classification supervisée effectués sur les 40 *stacks* des images *rasters*.

Plusieurs classifications supervisées ont été lancées avec le *stack* de 40 bandes spectrales mais les résultats obtenus n'étaient pas concluants pour deux raisons majeures (Annexes – Partie 2). Premièrement, ces derniers étaient principalement faussés à cause de la neige présente sur les hauts-versants pour les images de l'automne, de l'hiver et du début printemps, qui ne se retrouvait pas sur celles de l'été (pas de neige éternelle). Deuxièmement, ces dites images indexées sur des saisons pluvieuses avaient un pourcentage de données manquantes plus important que les images d'été en raison des couvertures nuageuses présentes sur certaines d'elles. Les données manquantes n'ont pu être comblées à l'aide d'un outil de reconstitution de données manquantes par interpolation (*Image Time Serie Gap Filling d'OTB*), principalement à cause du trop peu de données sans nuage disponible sur l'Ubaye pour cette année 2020.

Ainsi, pour avoir un jeu de données uniforme sur tout le territoire, la classification supervisée a été relancée (tout en affinant également les échantillons pour plus de précision) avec cette fois-ci seulement les images du 23 juillet, 27 août, 16 septembre, regroupant un *stack* de 15 bandes.

Nous avons également tenté une classification supervisée basée uniquement sur le OSAVI, sur l'ensemble des dates puis sur les trois dates présentées précédemment, mais les résultats étaient très peu précis (Annexes – Partie 3&4).

4. Résultat et comparaisons

La partie 3 montre le résultat principal obtenu pour l'occupation du sol et le compare à des produits en accès libre – CES Occupation des Sols (OSO) lien vers la donnée et Corine Land Cover (CLC) lien vers la donnée – fréquemment consulté et utilisé quand il s'agit de caractériser l'occupation du sol sur un territoire.

4.1. Résultat

Le résultat présenté dans cette partie découle de la dernière classification supervisée que nous avons faite et lancée à partir des images du 23 juillet, 27 août et 16 septembre 2020 (Figure.5) et des 5 indices spectraux calculés dessus. Il peut se remarquer que le territoire d'étude est majoritairement composé de surface minérale et de forêt. Il se distingue malgré tout les zones de bâtis, principalement concentrées et disposées le long de la rivière de l'Ubaye, à l'instar de la commune de Barcelonnette. Les zones de cultures suivent globalement le même schéma de répartition que les bâtis. Les landes et prairies sont disséminées de manière disparate sur le territoire, suivant les évolutions topographiques et les expositions des versants puisque ces dernières se retrouvent pour la plupart en haute altitude.

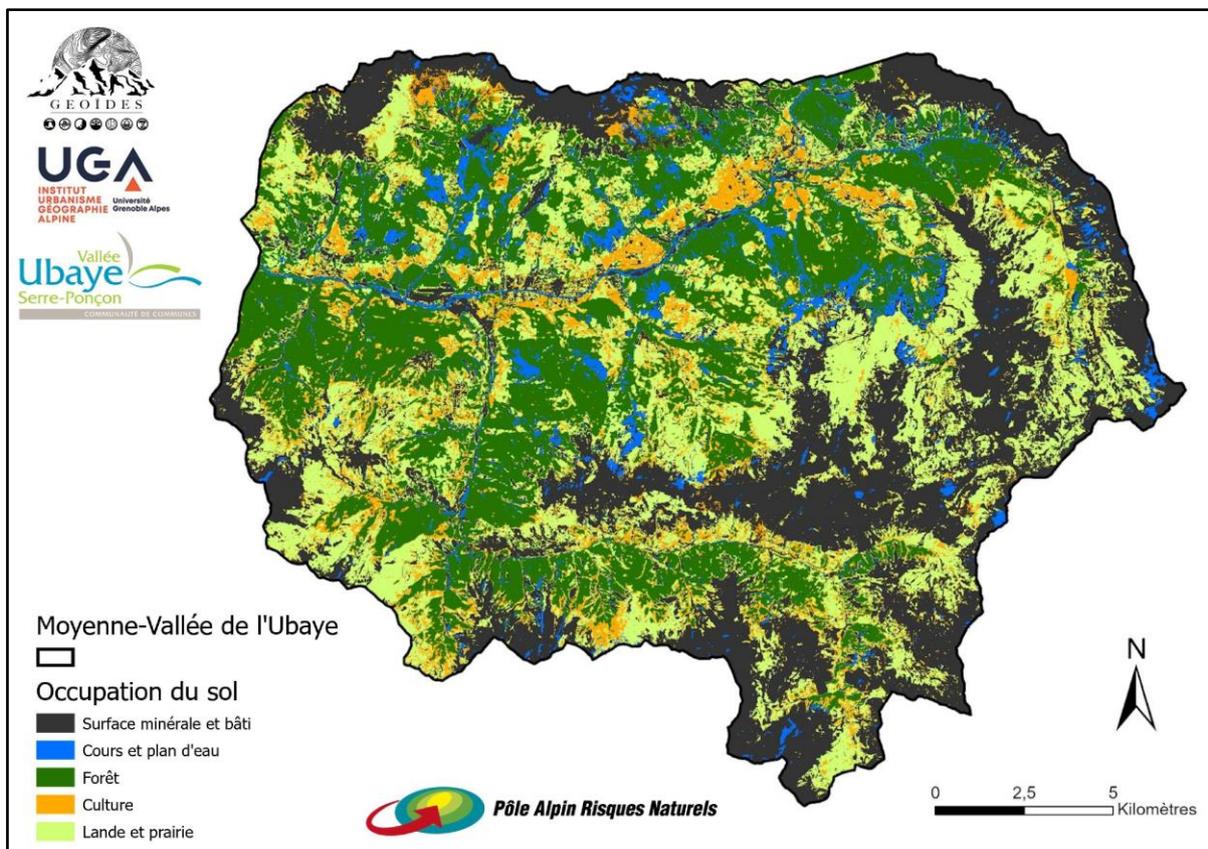


Figure 5. Classification supervisée de l'occupation du sol dans la Moyenne Vallée de l'Ubaye pour l'année 2020. Source de données : Cnes Copernicus. Réalisation : M2 GEOIDES, 2021-2022.

Au sein de la Moyenne Vallée de l'Ubaye, les surfaces minérales et bâtis couvrent 33% du territoire. Elle est la classe la plus représentée, comme il est souvent le cas en terrain de montagne. Il faut noter que la teneur de ce pourcentage tient surtout à la forte présence des surfaces minérales sur les hauts versants, plus qu'elle ne tient au bâti, majoritairement réparti le long de la rivière de l'Ubaye en fond de vallée. Cette dernière est suivie des forêts (de

conifères et de feuillus) s'élevant à 28%, puis des landes et prairie dont la répartition correspond à 25%. Pour finir, les zones de cultures s'étendent sur 10% de la zone d'étude, succédées par les cours et plan d'eau à hauteur de 4% (Figure.6).

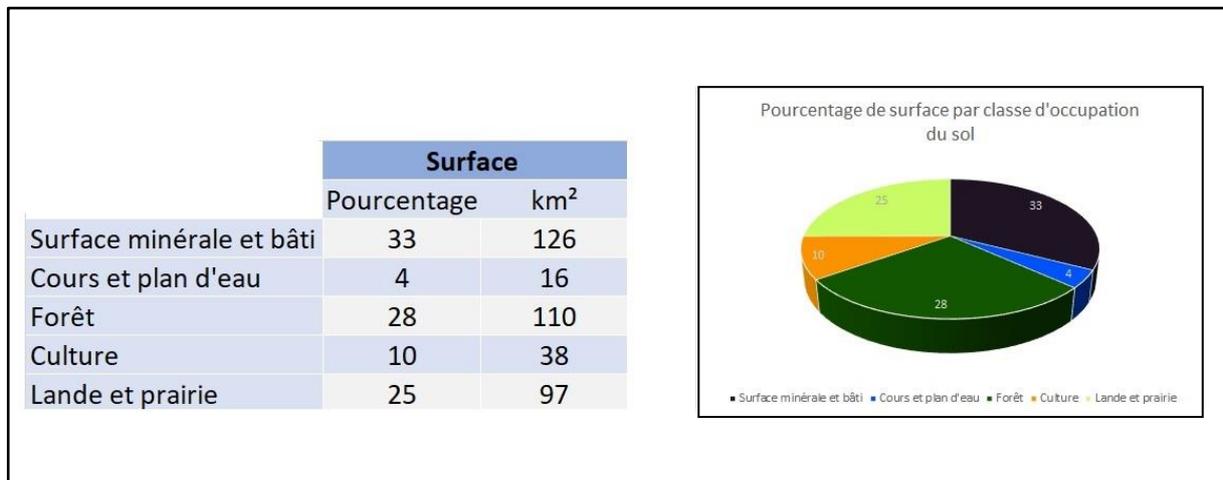


Figure 6. Présentation de la surface des différentes classes d'occupation du sol.

4.2. Comparaisons

Une interrogation se pose sur l'apport réel amené par ce résultat, en le comparant aux produits en accès libre Corine Land Cover de 2012 et CES OSO de 2020. Afin de mieux les confronter, les classes d'occupation du sol ont été harmonisées sur celles utilisées sur le terrain de l'Ubaye (Cf. Partie 1.3). Pour rappel, l'objectif derrière cette classification n'était pas d'apporter un niveau de détail important mais de caractériser les grands ensembles composant le territoire d'étude.

La Figure 7 s'inscrit dans cette visée, celle d'élaborer la transversalité entre les trois produits principaux (Figure.7. a&b&d). La Figure 6.c permet de faire le parallèle entre ce qui est caractérisé par télédétection et ce qui est observable d'un point de vue uniquement satellitaire. Avec elle, certains biais sont déjà clairement identifiables.

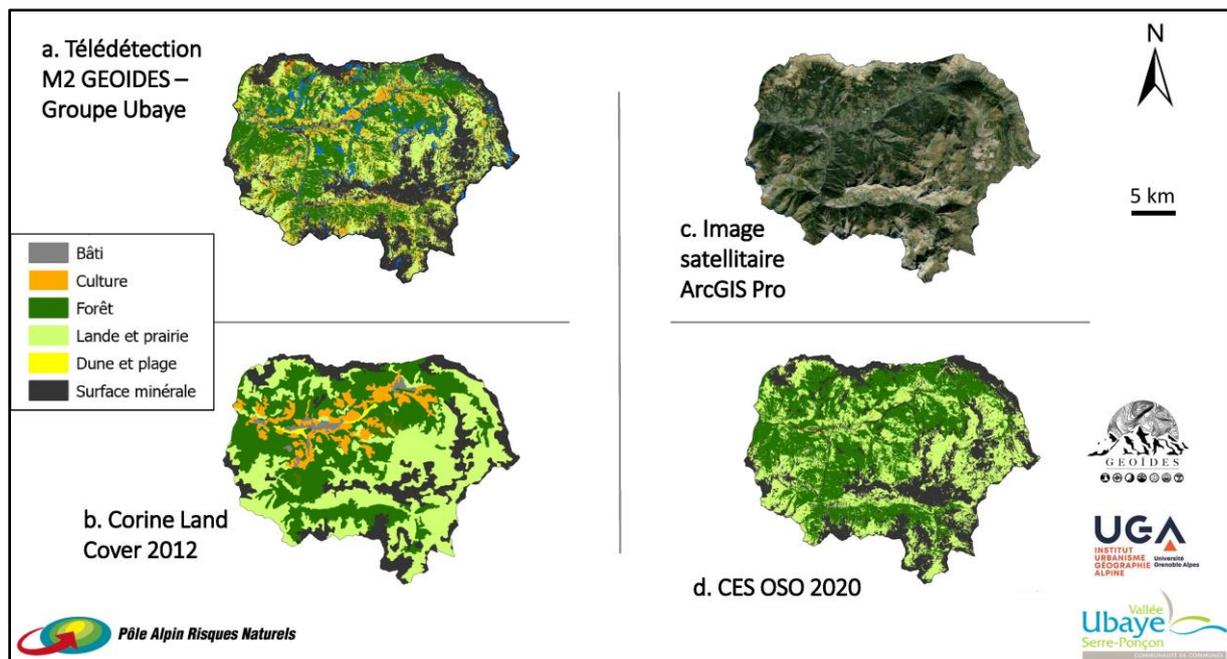


Figure 7. Comparaison entre la classification d’occupation du sol des M2 GEOIDES, de Corine Land Cover et de CES OSO. Un parallèle entre l’observé et le caractérisé peut être fait à l’aide de l’image satellitaire proposé par ArcGIS Pro. A noter que la légende générale dissocie les surfaces minérales et les bâtis, là où la classification M2 GEOIDES ne le fait pas. Il faut alors considérer que les zones noires-grisées de surface minérale comprennent également les zones de bâti pour cette carte. Source de données : geoportail.gouv.fr (pour CLC), theia-land.fr (pour OSO), BD TOPO IGN.

À commencer par le produit CES OSO (dont la méthodologie employée pour son élaboration est consultable au lien suivant : <https://www.theia-land.fr/ceslist/ces-occupation-des-sols/>), Il peut dès lors se remarquer que ce produit est relativement similaire à celui de ce travail, notamment sur les zones de bâtis, de surfaces minérales, de forêt et de landes et prairies, les plus représentées sur le périmètre. Malgré tout, une sous-représentation des zones de culture est à noter, soulignée par une absence totale des cours et plan d’eau, confondus avec les zones de bâtis et de surfaces minérales. Des classifications aberrantes sont également à souligner, en témoigne la présence de plage et dune qui ne figurent en aucun cas *in situ*.

La différence globale qu’il peut exister entre le produit CES OSO de 2020 et celui M2 GEOIDES peut s’appréhender par la Figure 8. Cette dernière compare les deux classifications au niveau du pixel. De sorte, chaque pixel de chaque produit se sont vu attribuer un indice en fonction de sa classe (surface minérale et bâti (1), cours et plan d’eau (2), forêt (3), culture (4), lande et prairie (5)) similaire. Par la suite, chacun des pixels CES OSO et M2 GEOIDES de même géoréférencement ont été soustrait les uns aux autres. Ainsi, si la classification était similaire, le résultat renvoyé était de 0, tandis que si elle ne l’était pas, le résultat était de différent de 0. Les zones vertes illustrent une classification du sol similaire entre les deux produits, à l’inverse des zones rouges. Les différences sont principalement dues aux classifications sur les cours et plan d’eau, mais également sur les espaces de culture. Des petites divergences ont

également lieu sur les versants escarpés de haute altitude en raison des ombres projetés (d'un versant sur l'autre) et des structures de pentes (inclinaison des pentes, notamment les pentes ardues) qui peuvent fréquemment créer des confusions selon les images utilisées et leur temporalité.

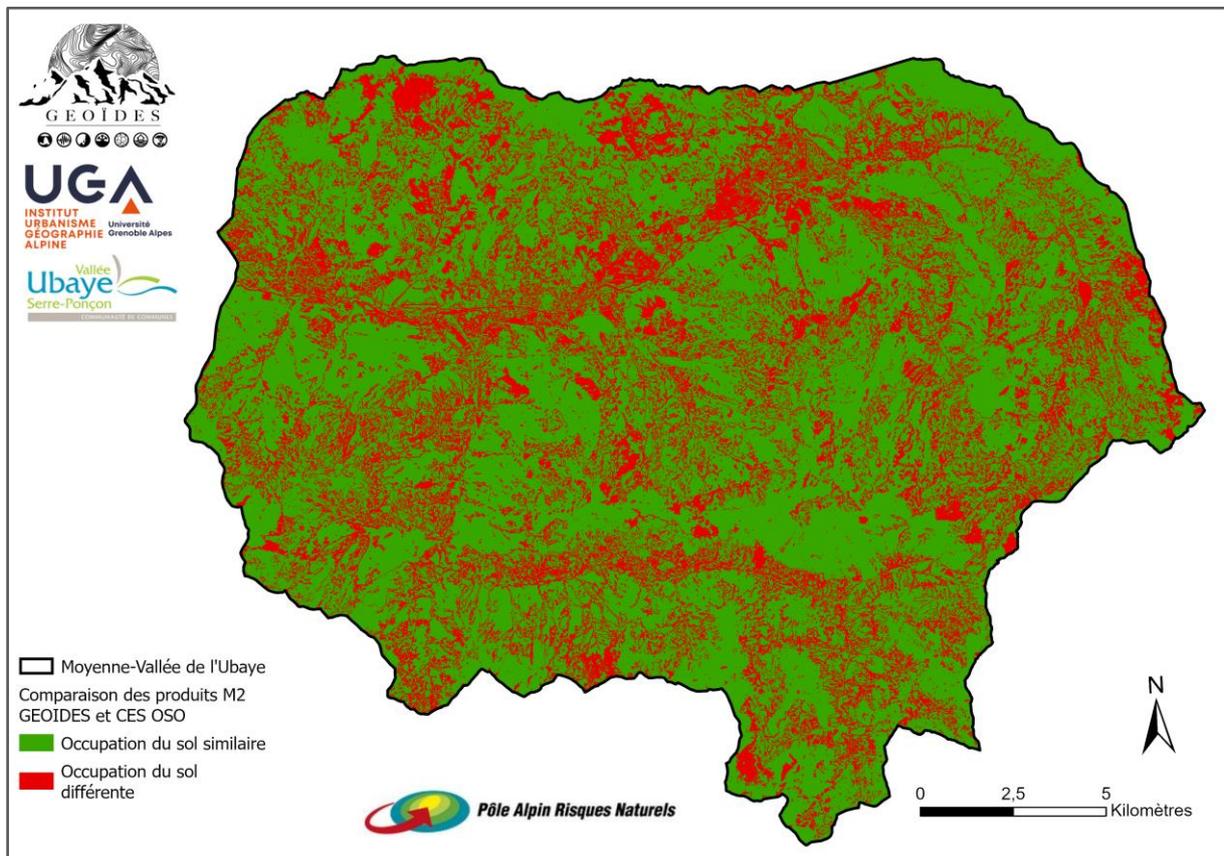


Figure 8. Comparaison par pixel des classifications d'occupation du sol des produits M2 GEOIDES et CES OSO 2020. Source de données : BD TOPO IGN, theia-land.fr.

Le produit Corine Land Cover (également pour plus d'information : (*CORINE Land Cover / Données et études statistiques, 2022*)) se rapproche tout autant de la classification M2 GEOIDES (Figure.5.b) Sa caractérisation épouse relativement les mêmes formes, bien que celle-ci soit quand même faite de manière plus grossière sous forme de vecteur polygonal et non de pixel. Il est toujours à noter une fausse présence des dunes et des plages, tout oubliant d'identifier les nombreux torrents, ruisseaux, plan d'eau et la rivière de l'Ubaye, drainant et parcourant le territoire.

La Figure 9 a été conçue selon la même méthodologie que la Figure 8, en comparant cette fois-ci le produit Corine Land Cover de 2012. Les différences à relever sont plus nombreuses, en raison de leur différence de format (raster contre vecteur) et de résolution (10 mètres pour M2 GEOIDES, 20 mètres pour CLC). Comme précédemment, les zones rouges s'expliquent principalement par des la classification des zones de culture et de cours et plan d'eau. Il faut

également souligner que les espaces de landes et prairies sont plus représentés sur le terrain classé par les CLC, que ne le sont ceux du terrain classé par M2 GEOIDES.

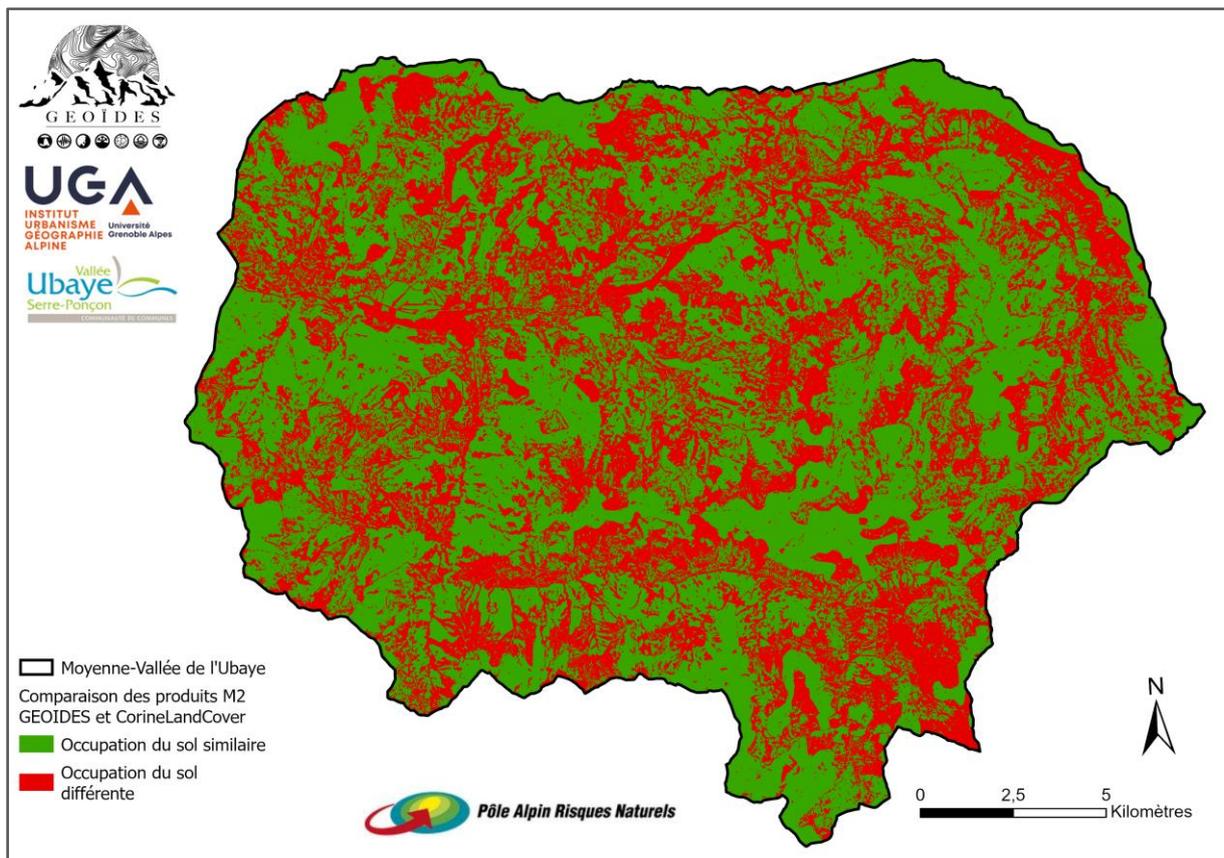


Figure 9. Comparaison par pixel des classifications d'occupation du sol des produits M2 GEOIDES et Corine Land Cover 2012. Source de données : BD TOPO IGN, geoportail.gouv.fr.

In fine, le résultat fait preuve de deux principales qualités vis-à-vis des autres produits, celui d'être plus juste et de faire preuve de plus de précision dans certaines classes classification d'occupation du sol comme les cours et plan d'eau et les zones de cultures.

5. Limites et perspectives d'amélioration

Bien que le résultat paraisse concluant au prisme des comparaisons avec les autres produits de classification du sol qui ont pu être faits, il comporte des limites qui doivent être notées pour permettre son amélioration.

5.1. Limites

Les limites de notre classification du sol prennent différentes formes qui peuvent venir s'imbriquer. La majorité d'entre elles s'expliquent par les confusions qu'il peut y avoir sur certaine classification de pixel.

En effet, beaucoup de confusions peuvent avoir été faites entre certaines classifications de pixels en raison des signatures spectrales (voir Annexes – Partie 1) des éléments du fichier d'échantillonnage très différentes pour une même classe (difficulté d'avoir des classes séquencées et distinctes entre elles au niveau des amplitudes des signatures). Celles-ci ont des origines multiples mais peuvent principalement s'expliquer par les caractéristiques intrinsèques des classes du territoire, au-delà même de la qualité et de la véracité de notre fichier d'échantillonnage.

Vue du ciel, certaines classes sont difficilement différenciables du fait de la similitude de leur couleur/expression photométrique. Premièrement, des biais possibles peuvent être identifiés sur les teintes du gris entre les surfaces minérales & les bâtis³ (bétons et roches sédimentaires) et les cours/plans d'eau aux couleurs ternes en raison de leur charge sédimentaire transportée et de par leur faible profondeur faisant ressortir leur lit pavé. Cette affirmative vient expliquer que certains petits espaces sur la carte soient apparentés à des plans d'eau alors que ce sont des versants humides drainés par un réseau important de petit ruisseau. Au-delà de la simple question d'apparence, une hypothèse peut être avancée, celle que la résolution spatiale des images Sentinel-2 ne soient adaptée (pas assez précise spatialement) pour ce type d'entité.

Deuxièmement, des erreurs existent aussi entre les landes & prairies et les cultures. Sur les terrains en jachère mais également lors des périodes de fauches (de surcroit en été, saison sur laquelle s'inscrivent nos images utilisées pour la classification), les zones de cultures peuvent s'apparenter à des strates herbacées comme peuvent l'être les prairies. Cette confusion est d'autant plus accentuée par le fait qu'aucune analyse temporelle n'est pu se faire car la présence de neige sur certaine image automnale/hivernale faussée les algorithmes de classification. Une analyse sur l'année n'a donc pu se faire. Elle aurait permis de caractériser et suivre les états des cycles végétatifs pour les classes correspondant aux végétaux, ce qui aurait permis d'apporter plus de précision sur la caractérisation des entités du territoire.

Toutes les limites soulevées peuvent s'exprimer et se retrouver dans le Tableau 5, illustrant la matrice de confusion de notre carte d'occupation du sol.

³ Initialement, une des principales raisons pour laquelle le début de ce travail s'est attaché à regrouper ces deux classes. Au regard des caractéristiques intrinsèques du territoire de l'Ubaye, leur différenciation exacte aurait été complexe.

| Classes d'occupation du sol | Surface minérale et bâti | Cours et plan d'eau | Forêt | Culture | Lande et prairie | Précision ^a |
|-----------------------------|--------------------------|---------------------|-------|---------|------------------|------------------------|
| Surface minérale et bâti | 85023 | 840 | 0 | 2199 | 37664 | 1,00 |
| Plan et cours d'eau | 5 | 96 | 2 | 1 | 0 | 0,07 |
| Forêt | 11 | 371 | 23509 | 128 | 81 | 1,00 |
| Culture | 86 | 0 | 0 | 683 | 169 | 0,21 |
| Lande et prairie | 187 | 0 | 27 | 172 | 1127 | 0,03 |
| Rappel ^b | 0,68 | 0,92 | 0,98 | 0,73 | 0,74 | |

^a La précision se calcule à partir de la division du nombre individus correctement attribués sur une classe donnée par le nombre d'individus attribués à cette même classe.

^b Le rappel se calcule à partir de la division du nombre individus correctement attribués sur une classe donnée par le nombre d'individus appartenant à cette même classe.

Tableau 5. Matrice de confusion du résultat de la classification de l'occupation du sol pour l'année 2020.

Au regard du Tableau 5, les précisions de classement ne sont pas bonnes, particulièrement pour les entités des cours et plan d'eau, des prairies et landes, des cultures pour les raisons évoquées précédemment. Ces résultats sont corroborés par le coefficient Kappa⁴ de notre classification, porté à 0,41. Malgré tout, cette classification donne une bonne représentativité globale de la répartition des grandes strates de l'occupation du sol sur la Moyenne Vallée de l'Ubaye, en témoigne la précision globale de 0,72.

5.2. Perspectives d'amélioration

Plusieurs étapes semblent primordiales pour améliorer cette étude, et peuvent se partager sous cinq points distincts :

- Pour améliorer les biais liés à la précision, il peut être recommandé de travailler avec des images SPOT 5 ou 6 ayant une résolution de 2,5 et 1,5 mètres pour les bandes panchromatiques.

⁴ Le coefficient Kappa exprime « la réduction proportionnelle de l'erreur obtenue par une classification, comparée à l'erreur obtenue par une classification complètement au hasard » (*Coefficient Kappa*, 2022). Dans ce travail, un Kappa de 0,41 signifie que 41% des pixels des entités d'occupation du sol classées ne sont pas dues au hasard.

- Une étude de terrain plus poussée est également à conseiller, en se rendant directement sur site pour affiner et améliorer le fichier d'échantillonnage.
- Pour apporter de la précision, il serait intéressant d'ajouter un Modèle Numérique de Terrain (MNT) dans les paramètres de traitement ; la topographie escarpée du territoire pouvant biaiser les résultats. Idéalement et dans la mesure du possible, des données lidar apporteraient une définition *optimum*, bien qu'il faille être conscient de l'extrême difficulté de couvrir l'entièreté de la zone (au périmètre important) par des données aux relevés complexes et coûteux.
- Pour finir, il semblerait nécessaire de tester une classification avec une analyse temporelle (donc avec des images couvrant cette fois-ci l'ensemble de l'année), en ajoutant une couche de masque pour éviter les confusions dues à la neige.

6. Conclusion

L'objectif était de proposer une cartographie « sur-mesure » des grands ensembles composant l'occupation de la Moyenne Vallée de l'Ubaye, tout en apportant un degré de détail n'étant pas retrouvable dans les produits en accès libre. Au regard de qui a pu être démontré tout au long de ce rapport, la mission première semble avoir été remplie. Il faut cependant garder à l'esprit les limites du résultat obtenu, qui comme tout travail, n'a pas de points qui ne puissent être discutés et contestés. Les perspectives d'amélioration ont pu être dressées et vont dans une volonté initiale de reproductibilité et de réactualisation sur les années précédentes/suivantes à 2020. Au-delà du résultat en lui-même, l'apport se trouve alors également dans la méthode proposée qui peut être reprise en ce sens et ajustée selon les paramètres de traitements, voués à constamment évoluer et s'affiner.

Bibliographie

- Coefficient Kappa. (2022). AgroParisTech. https://tice.agroparistech.fr/coursenligne/courses/TELEDETECTION/document/cours_teledetection/coefficient_kappa.htm
- CORINE Land Cover | Données et études statistiques. (2022). [Institutionnel]. Ministère de la transition écologique. <https://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr/corine-land-cover-0>
- Davranche, A. (2008). Suivi de la gestion des zones humides camarguaises par télédétection en référence à leur intérêt avifaunistique [Phdthesis, Université de Provence - Aix-Marseille I]. <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00292694>
- Goehry, B., Yan, H., Goude, Y., Massart, P., & Poggi, J.-M. (2021). Random Forests for Time Series. <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-03129751>
- Hagolle, O. (2015). MACCS/MAJA, comment ça marche ? – Séries Temporelles. Cesbio - Multitemp. <https://labo.obs-mip.fr/multitemp/maccs-comment-ca-marche/>
- Inglada, J. (2013). La production de cartes d'occupation du sol, comment ça marche? – Séries Temporelles. Cesbio - Multitemp. <https://labo.obs-mip.fr/multitemp/la-production-de-cartes-doccupation-du-sols-comment-ca-marche/>
- Lailly, B. (2010). La Restauration des Terrains en Montagne : 150 ans de lutte contre les risques naturels. Institut des Risques Majeurs (IRMa). http://www.irma-grenoble.com/05documentation/03phototheque_diaporamaRTM.php
- McFEETERS, S. K. (1996). The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*, 17(7), 1425-1432. <https://doi.org/10.1080/01431169608948714>
- Pelletier, C. (2017). Cartographie de l'occupation des sols à partir de séries temporelles d'images satellitaires à hautes résolutions : Identification et traitement des données mal étiquetées [These de doctorat, Toulouse 3]. <https://www.theses.fr/2017TOU30241>
- Ravel, L. (2009). Évolution géomorphologique de la haute montagne alpine dans le contexte actuel de réchauffement climatique. In *Neige et glace de montagne : Reconstitution, dynamique, pratiques* (p. 113-124). Collection EDYTEM - Cahiers de Géographie, n°8. <https://hal.archives-ouvertes.fr/halsde-00399773>
- Rondeaux, G., Steven, M., & Baret, F. (1996). Optimization of soil-adjusted vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 55(2), 95-107. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(95\)00186-7](https://doi.org/10.1016/0034-4257(95)00186-7)
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1974, janvier 1). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. <https://ntrs.nasa.gov/citations/19740022614>

Traganos, D., & Reinartz, P. (2018). Mapping Mediterranean seagrasses with Sentinel-2 imagery. *Marine Pollution Bulletin*, 134, 197-209. <https://doi.org/10.1016/j.marpolbul.2017.06.075>

Xu, H. (2006). Modification of Normalized Difference Water Index (NDWI) to Enhance Open Water Features in Remotely Sensed Imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 27, 3025-3033. <https://doi.org/10.1080/01431160600589179>

Yassine, R. (2020). Evaluation de l'efficience probable d'un projet de restauration fonctionnelle et durable d'un cours d'eau [These de doctorat, Toulouse, INPT]. <http://www.theses.fr/2020INPT0057>

Zha, Y., Gao, J., & Ni, S. (2003). Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 24(3), 583-594. <https://doi.org/10.1080/01431160304987>

Table des tableaux

| | |
|--|----|
| Tableau 1. Description des bandes spectrales du Satellite Sentinel-2A et 2B..... | 5 |
| Tableau 2. Présentation des indices spectraux calculés..... | 6 |
| Tableau 3. Classes d'occupation du sol de la Moyenne Vallée de l'Ubaye identifiées..... | 7 |
| Tableau 4. Présentation des échantillons par classe d'occupation du sol..... | 10 |
| Tableau 5. Matrice de confusion du résultat de la classification de l'occupation du sol pour l'année 2020..... | 19 |

Table des figures

| | |
|--|----|
| Figure 1. Images Sentinel-2 sélectionnées pour la classification du sol de la Moyenne Vallée de l'Ubaye pour l'année 2020. | 5 |
| Figure 2. Cheminement de programmation (model builder) résumant les prétraitements effectués sur les six bandes spectrales requises d'une date, pour arriver à un seul et même raster. L'identifiant B fait référence aux bandes et à leur numéro ; l'identifiant L renseigne la projection Lambert 93 (EPSG:2154) dans laquelle les bandes ont été converties ; l'identifiant R correspond au rééchantillonnage à 10 mètres fait sur les bandes 11 & 12 de 20 mètres de résolution initiale ; enfin, I_F est l'acronyme d' « Image Finale ». | 9 |
| Figure 3. Echantillonnage des grands ensembles de l'occupation du sol de la Moyenne Vallée de l'Ubaye. Source de données : BD TOPO IGN. | 10 |
| Figure 4. Cheminement de programmation (model builder) résumant les traitements de la classification supervisée effectués sur les 40 stacks des images rasters..... | 12 |
| Figure 5. Classification supervisée de l'occupation du sol dans la Moyenne Vallée de l'Ubaye pour l'année 2020. Source de données : Cnes Copernicus. Réalisation : M2 GEOÏDES, 2021-2022..... | 13 |
| Figure 6. Présentation de la surface des différentes classes d'occupation du sol. | 14 |

Figure 7. Comparaison entre la classification d’occupation du sol des M2 GEOIDES, de Corine Land Cover et de CES OSO. Un parallèle entre l’observé et le caractérisé peut être fait à l’aide de l’image satellitaire proposé par ArcGIS Pro. A noter que la légende générale dissocie les surfaces minérales et les bâtis, là où la classification M2 GEOIDES ne le fait pas. Il faut alors considérer que les zones noires-grisées de surface minérale comprennent également les zones de bâti pour cette carte. Source de données : geoportail.gouv.fr (pour CLC), theia-land.fr (pour OSO), BD TOPO IGN..... 15

Figure 8. Comparaison par pixel des classifications d’occupation du sol des produits M2 GEOIDES et CES OSO 2020. Source de données : BD TOPO IGN, theia-land.fr..... 16

Figure 9. Comparaison par pixel des classifications d’occupation du sol des produits M2 GEOIDES et Corine Land Cover 2012. Source de données : BD TOPO IGN, geoportail.gouv.fr. 17

Table des annexes

| | |
|---|----|
| Annexe 1. Les statistiques pour le OSAVI | 26 |
| Annexe 2. Les statistiques pour le NDVI.. | 27 |
| Annexe 3. Les statistiques pour le MNDWI..... | 28 |
| Annexe 4. Les statistiques pour le NDWI2..... | 29 |
| Annexe 5. Les statistiques pour NDBI..... | 30 |
| Annexe 6. Tableau de présentation des dates et indices choisis pour la classification supervisée à 40 <i>rasters</i> | 31 |
| Annexe 7. Classification supervisée de l’occupation du sol à 40 <i>rasters</i> dans la Moyenne Vallée de l’Ubaye pour l’année 2020. Source de données : Cnes Copernicus. Réalisation : M2 GEOIDES, 2021-2022..... | 31 |
| Annexe 8. Matrice de confusion du résultat de la classification de l’occupation du sol à 40 <i>rasters</i> pour l’année 2020..... | 32 |
| Annexe 9. Tableau de présentation des dates et indices choisis pour la classification supervisée à 8 <i>rasters</i> | 32 |

| | |
|---|----|
| Annexe 10. Classification supervisée de l'occupation du sol à 8 <i>rasters</i> dans la Moyenne Vallée de l'Ubaye pour l'année 2020. Source de données : Cnes Copernicus. Réalisation : M2 GEOÏDES, 2021-2022..... | 33 |
| Annexe 11. Matrice de confusion du résultat de la classification de l'occupation du sol à 8 <i>rasters</i> pour l'année 2020..... | 33 |
| Annexe 12. Tableau de présentation des dates et indices choisis pour la classification supervisée à 3 <i>rasters</i> | 34 |
| Annexe 13. Classification supervisée de l'occupation du sol à 3 <i>rasters</i> dans la Moyenne Vallée de l'Ubaye pour l'année 2020. Source de données : Cnes Copernicus. Réalisation : M2 GEOÏDES, 2021-2022..... | 34 |
| Annexe 14. Matrice de confusion du résultat de la classification de l'occupation du sol à 3 <i>rasters</i> pour l'année 2020..... | 35 |

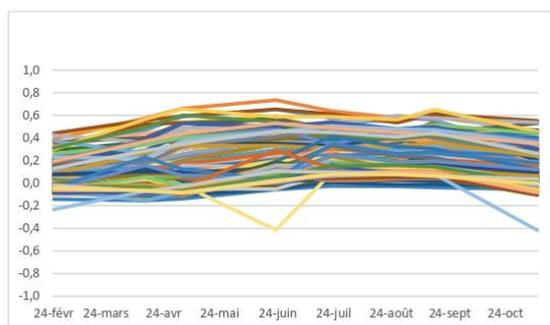
Table des matières

| | |
|--|----|
| 1. La mission..... | 3 |
| 2. Identification des besoins pour identifier les classes d'occupation du sol..... | 3 |
| 2.1. Le choix des images | 3 |
| 2.2. Les indices calculés | 5 |
| 2.3. Identification des classes d'occupation du sol | 6 |
| 3. Méthodologie | 8 |
| 3.1. Les prétraitements et le calcul des indices..... | 8 |
| 3.2. Echantillonnage du territoire | 9 |
| 3.3. La classification supervisée..... | 11 |
| 4. Résultat et comparaisons | 12 |
| 4.1. Résultat..... | 13 |
| 4.2. Comparaisons | 14 |
| 5. Limites et perspectives d'amélioration | 17 |
| 5.1. Limites..... | 18 |
| 5.2. Perspectives d'amélioration | 19 |
| 6. Conclusion..... | 20 |
| Bibliographie..... | 21 |

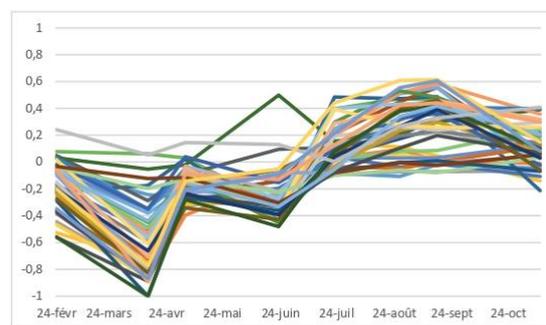
Annexes

Partie 1. Statistiques et signatures spectrales

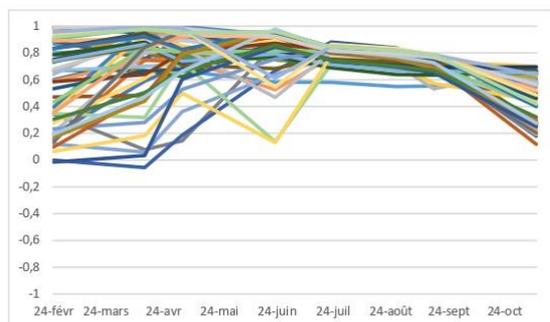
Afin d'avoir une meilleure vision sur nos échantillons, nous avons réalisé des graphiques illustrant les tendances de chaque échantillon pour chaque indice. Pour cela, nous avons pris la moyenne des valeurs par échantillon à chaque date. Les graphiques ci-dessous illustrent cela. Chaque courbe correspond à un échantillon différent. Bien que la superposition d'un grand nombre de courbe gêne la lecture des graphiques, on peut voir se dessiner des tendances, ressortir les valeurs extrêmes et comprendre les seuils par classe et par indice.



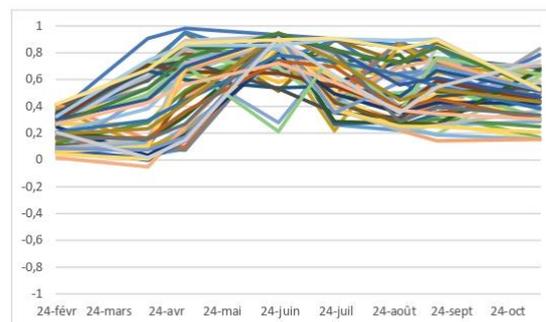
Évolution du OSAVI pour la classe Surface minérale et bâti



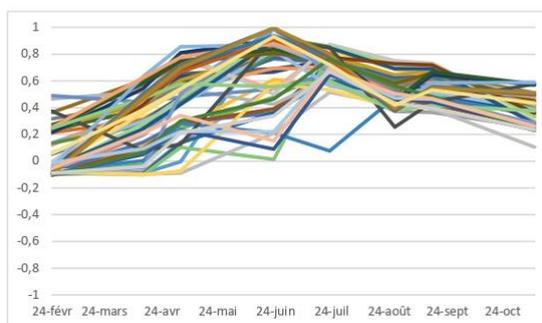
Évolution du OSAVI pour la classe Cours et plan d'eau



Évolution du OSAVI pour la classe Forêt

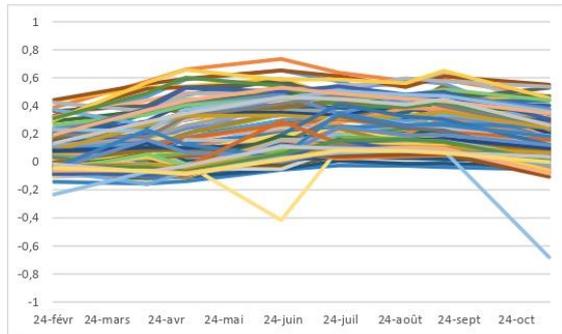


Évolution du OSAVI pour la classe Culture

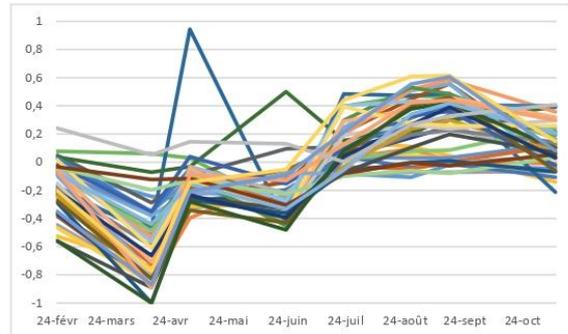


Évolution du OSAVI pour la classe Lande et prairie

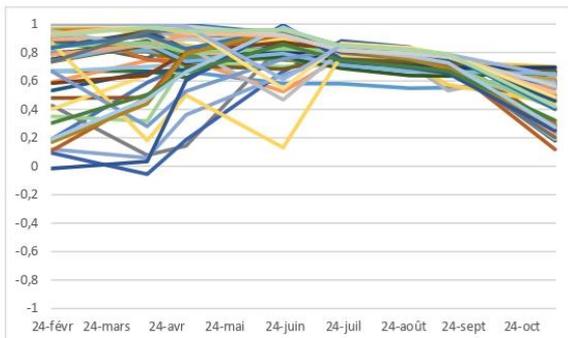
Annexe 1. Les statistiques pour le OSAVI.



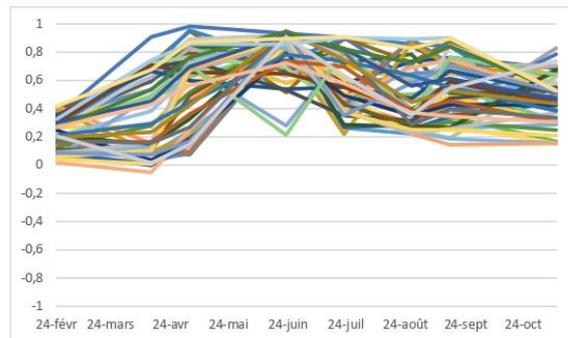
Évolution du NDVI pour la classe Surface minérale et bâti



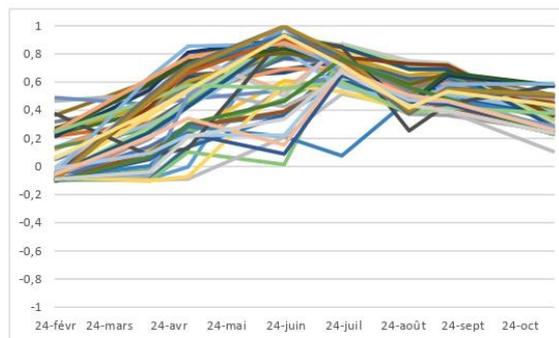
Évolution du NDVI pour la classe Cours et plan d'eau



Évolution du NDVI pour la classe Forêt

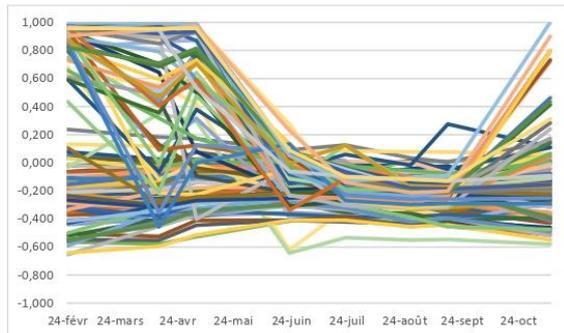


Évolution du NDVI pour la classe Culture

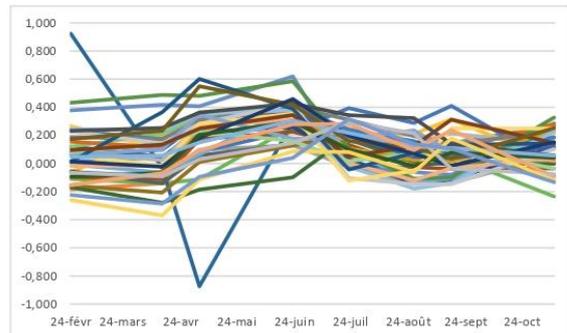


Évolution du NDVI pour la classe Lande et prairie

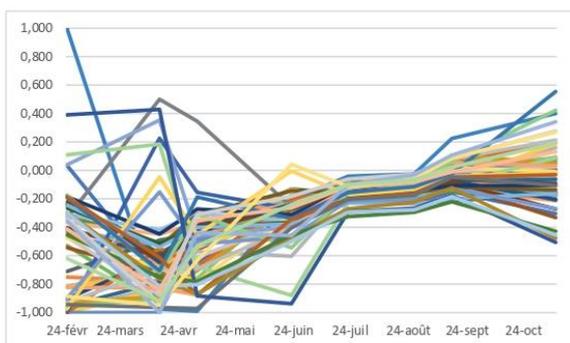
Annexe 2. Les statistiques pour le NDVI.



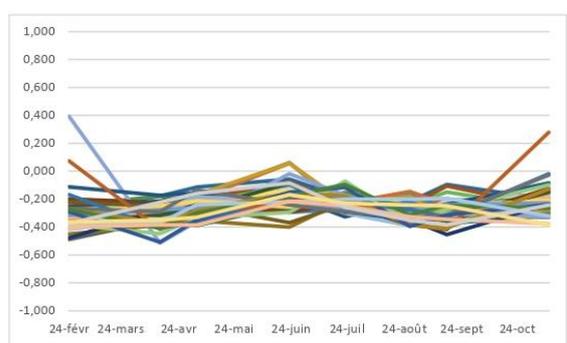
Évolution du MNDWI pour la classe Surface minérale et bâti



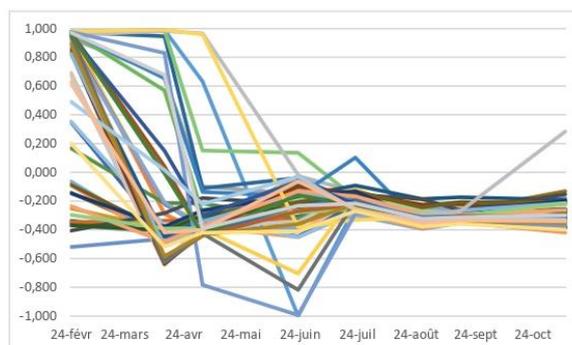
Évolution du MNDWI pour la classe Cours et plan d'eau



Évolution du MNDWI pour la classe Forêt

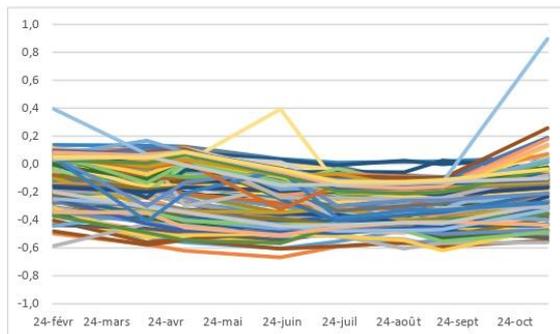


Évolution du MNDWI pour la classe Culture

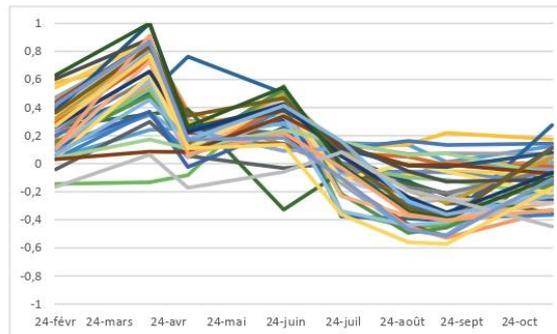


Évolution du MNDWI pour la classe Lande et prairie

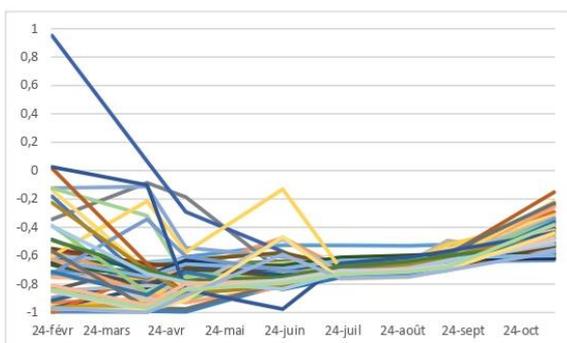
Annexe 3. Les statistiques pour le MNDWI.



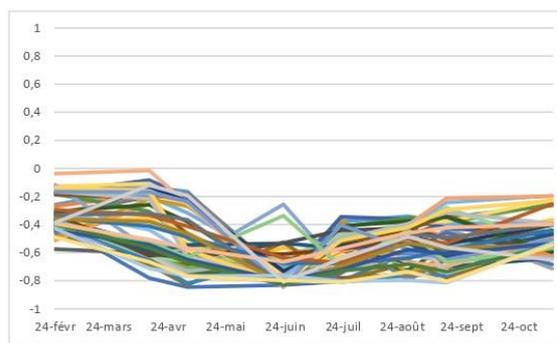
Évolution du NDWI2 pour la classe Surface minérale et bâti



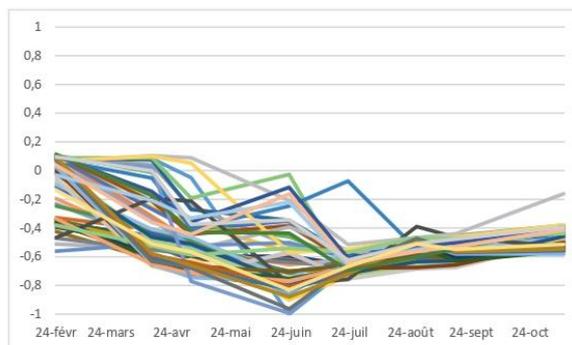
Évolution du NDWI2 pour la classe Cours et plan d'eau



Évolution du NDWI2 pour la classe Forêt

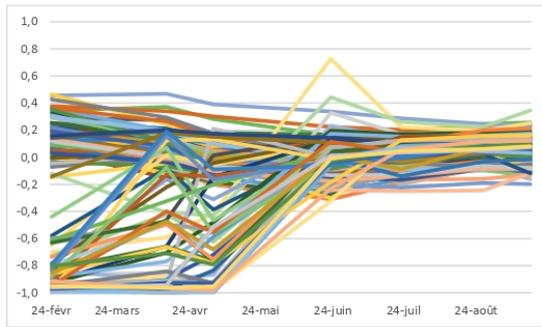


Évolution du NDWI2 pour la classe Culture

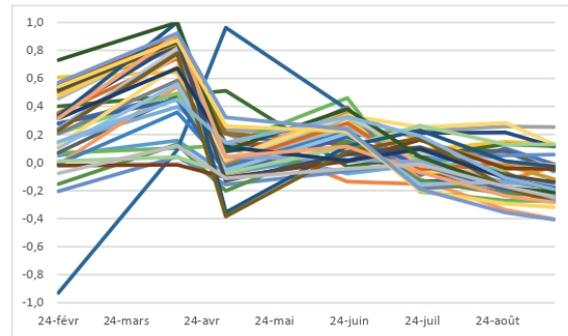


Évolution du NDWI2 pour la classe Lande et prairie

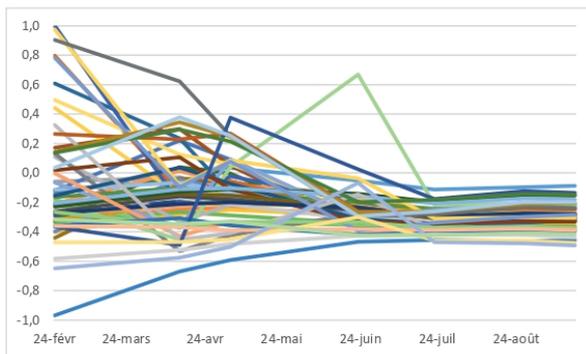
Annexe 4. Les statistiques pour le NDWI2.



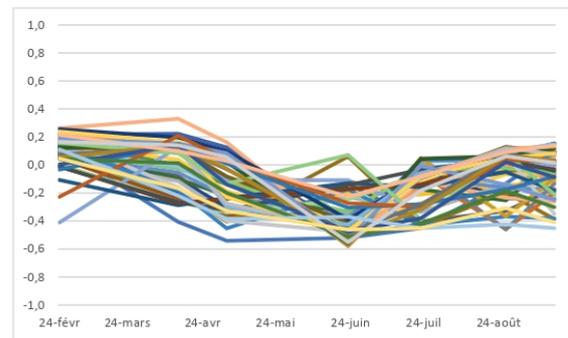
Évolution du NDBI pour la classe Surface minérale et bâti



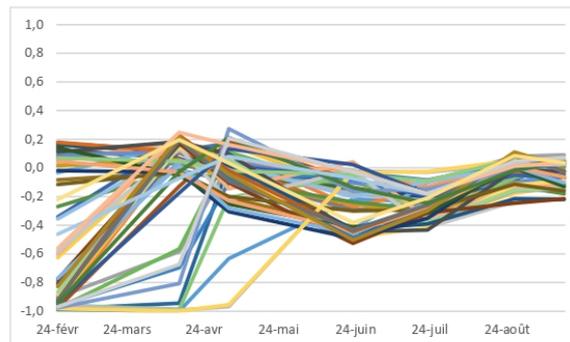
Évolution du NDBI pour la classe Cours et plan d'eau



Évolution du NDBI pour la classe Forêt



Évolution du NDBI pour la classe Culture



Évolution du NDBI pour la classe Lande et prairie

Annexe 5. Les statistiques pour le NDBI.

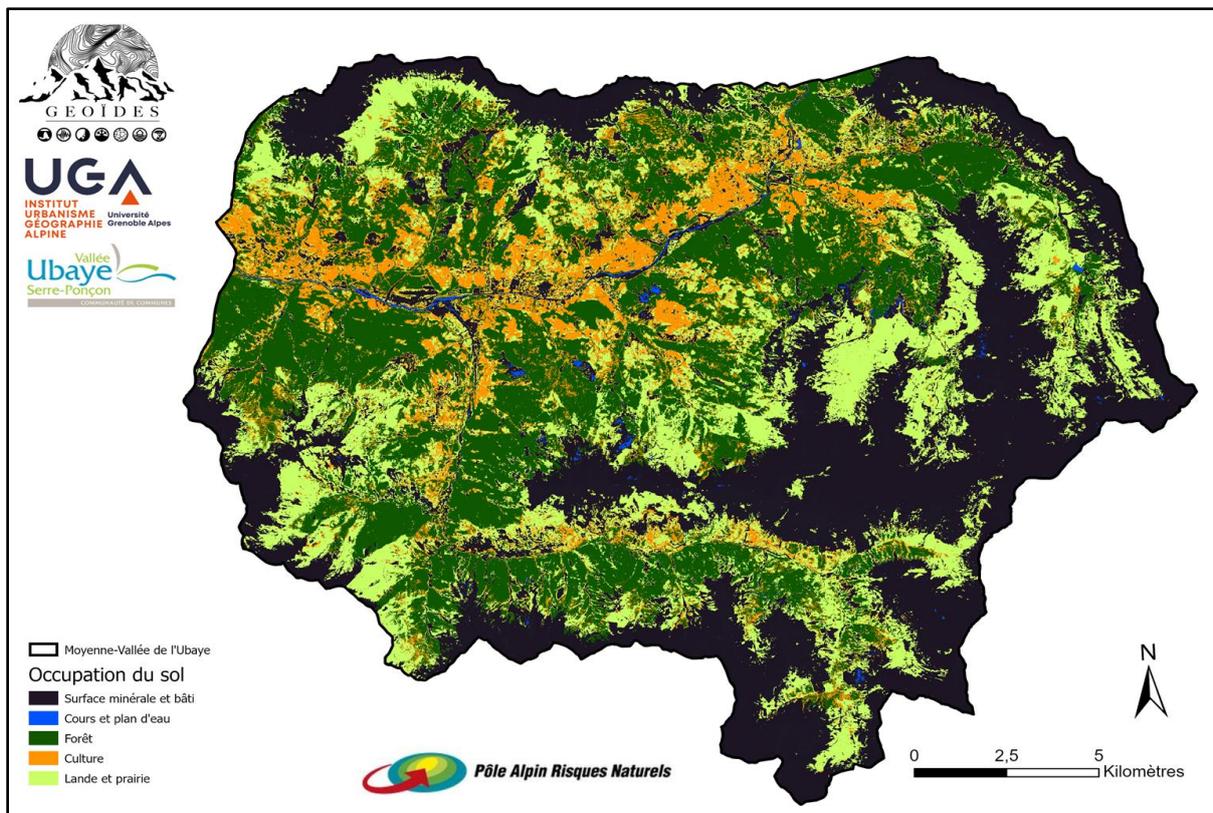
Partie 2. Classification supervisée comprenant 40 rasters

Cette classification supervisée prend en compte les indices aux dates présentées dans le tableau ci-dessous.

| | NDVI | OSAVI | MNDWI | NDWI2 | NDBI |
|---------|------|-------|-------|-------|------|
| 24-févr | X | X | X | X | X |
| 14-avr | X | X | X | X | X |
| 04-mai | X | X | X | X | X |
| 23-juin | X | X | X | X | X |
| 23-juil | X | X | X | X | X |
| 27-août | X | X | X | X | X |
| 16-sept | X | X | X | X | X |
| 10-nov | X | X | X | X | X |

Annexe 6. Tableau de présentation des dates et indices choisis pour la classification supervisée à 40 rasters.

Cette classification a été réalisée selon la méthode présentée dans la partie 2.3.



Annexe 7 : Classification supervisée de l'occupation du sol à 40 rasters dans la Moyenne Vallée de l'Ubaye pour l'année 2020. Source de données : Cnes Copernicus. Réalisation : M2 GEOIDES, 2021-2022.

| | Surface minérale et bâti | Plan et cours d'eau | Forêt | Culture | Lande et prairie | Précision |
|--------------------------|--------------------------|---------------------|-------|---------|------------------|-----------|
| Surface minérale et bâti | 22998 | 90 | 18 | 448 | 33072 | 1,00 |
| Plan et cours d'eau | 25 | 66 | 2 | 9 | 0 | 0,42 |
| Forêt | 57 | 0 | 22215 | 1366 | 447 | 1,00 |
| Culture | 0 | 0 | 1 | 816 | 121 | 0,30 |
| Lande et prairie | 2 | 0 | 37 | 118 | 1060 | 0,03 |
| Rappel | 0,41 | 0,64 | 0,92 | 0,87 | 0,87 | |

Annexe 8. Matrice de confusion du résultat de la classification de l'occupation du sol à 40 *rasters* pour l'année 2020.

La précision globale est d'environ 0,57 et l'indice Kappa de 0,40. Cela est très faible, la précision quant aux résultats ne semble pas fiable.

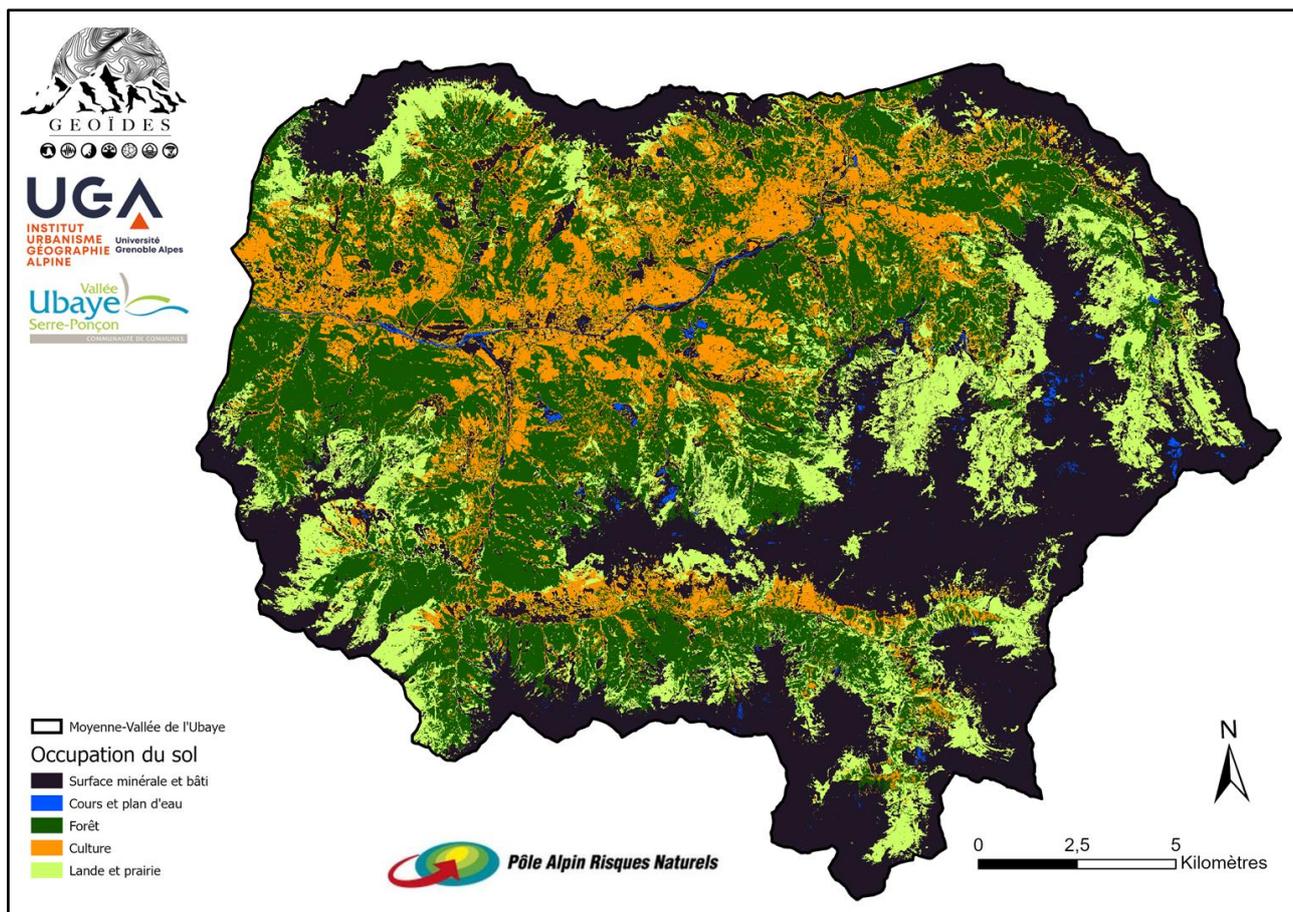
Partie 3. Classification supervisée basée sur 8 dates et un indice

Cette classification a été basée sur les huit dates présentées en partie 1.1. Seul l'indice OSAVI a été conservé. Il a été choisi car c'est l'indice de végétation qui convient le mieux à notre territoire, de plus, trois classes sur cinq représentent de la végétation. Les images utilisées sont présentées dans le tableau suivant.

| | NDVI | OSAVI | MNDWI | NDWI2 | NDBI |
|---------|------|-------|-------|-------|------|
| 24-févr | | X | | | |
| 14-avr | | X | | | |
| 04-mai | | X | | | |
| 23-juin | | X | | | |
| 23-juil | | X | | | |
| 27-août | | X | | | |
| 16-sept | | X | | | |
| 10-nov | | X | | | |

Annexe 9. Tableau de présentation des dates et indices choisis pour la classification supervisée à 8 *rasters*.

Cette classification a été réalisée selon la méthode présentée dans la partie 2.3.



Annexe 10. Classification supervisée de l'occupation du sol à 8 *rasters* dans la Moyenne Vallée de l'Ubaye pour l'année 2020. Source de données : Cnes Copernicus. Réalisation : M2 GEOÏDES, 2021-2022.

| | Surface minérale et bâti | Plan et cours d'eau | Forêt | Culture | Lande et prairie | Précision |
|--------------------------|--------------------------|---------------------|-------|---------|------------------|-----------|
| Surface minérale et bâti | 14813 | 314 | 173 | 246 | 30246 | 1,00 |
| Plan et cours d'eau | 11 | 48 | 0 | 16 | 14 | 0,13 |
| Forêt | 14 | 0 | 21579 | 2304 | 121 | 0,99 |
| Culture | 2 | 0 | 0 | 875 | 61 | 0,25 |
| Lande et prairie | 1 | 0 | 88 | 107 | 1027 | 0,03 |
| Rappel | 0,32 | 0,54 | 0,90 | 0,93 | 0,83 | |

Annexe 11. Matrice de confusion du résultat de la classification de l'occupation du sol à 8 *rasters* pour l'année 2020.

La précision globale est d'environ 0,53 et l'indice Kappa de 0,39. Cela est très faible, la précision quant aux résultats ne semble pas fiable.

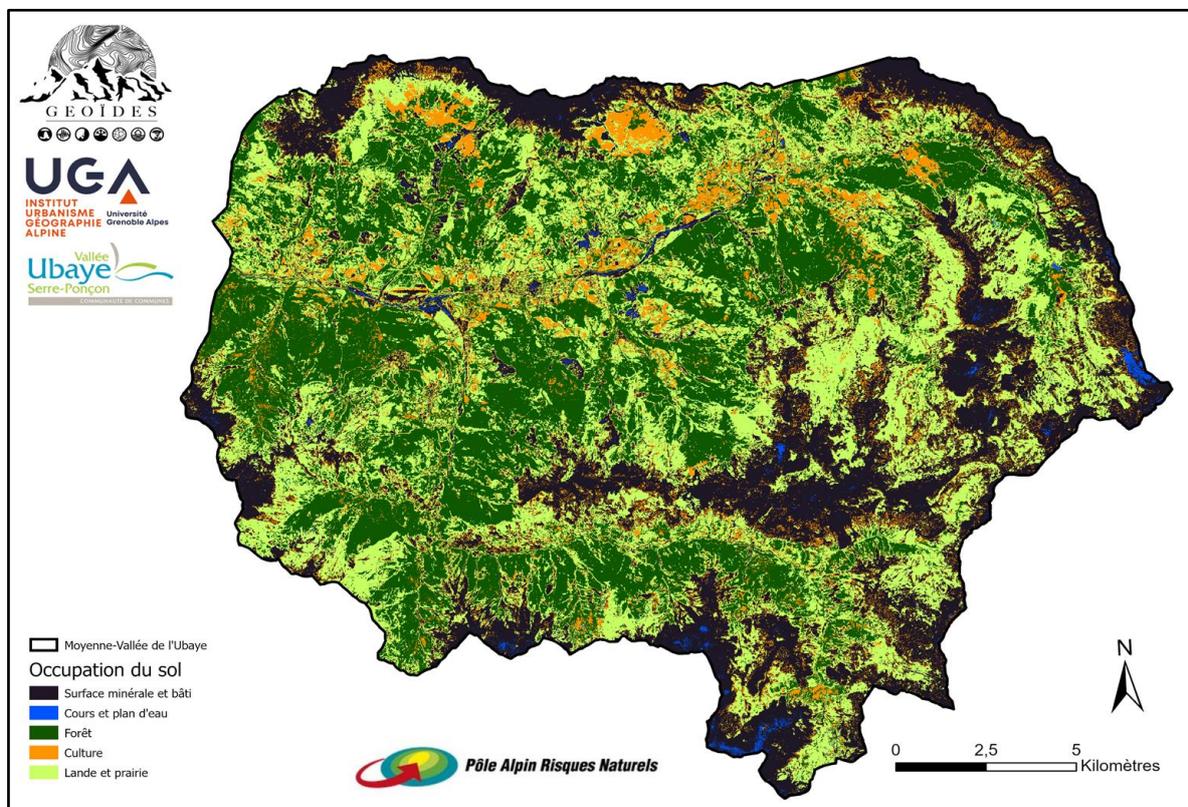
Partie 4. Classification basée sur 3 dates et un indice

Cette classification a été basée sur les trois dates choisies dans la partie 2.3, id est le 23 juillet, le 27 août et le 16 septembre. Ces dates ont été prises car elles comprennent un minimum de neige, on peut donc mieux exploiter l'occupation du sol permanent. Comme pour l'annexe 2, seul l'indice OSAVI a été conservé. Les images utilisées sont présentées dans le tableau suivant.

| | NDVI | OSAVI | MNDWI | NDWI2 | NDBI |
|---------|------|-------|-------|-------|------|
| 24-févr | | | | | |
| 14-avr | | | | | |
| 04-mai | | | | | |
| 23-juin | | | | | |
| 23-juil | | X | | | |
| 27-août | | X | | | |
| 16-sept | | X | | | |
| 10-nov | | | | | |

Annexe 12. Tableau de présentation des dates et indices choisis pour la classification supervisée à 3 rasters.

Cette classification a été réalisée selon la méthode présentée dans la partie 2.3.



Annexe 13. Classification supervisée de l'occupation du sol à 3 rasters dans la Moyenne Vallée de l'Ubaye pour l'année 2020. Source de données : Cnes Copernicus. Réalisation : M2 GEOÏDES, 2021-2022.

| | Surface minérale et bâti | Plan et cours d'eau | Forêt | Culture | Lande et prairie | Précision |
|--------------------------|--------------------------|---------------------|-------|---------|------------------|-----------|
| Surface minérale et bâti | 56669 | 1146 | 1097 | 7431 | 39537 | 1,00 |
| Plan et cours d'eau | 30 | 10 | 2 | 19 | 38 | 0,01 |
| Forêt | 20 | 11 | 20718 | 2034 | 1295 | 0,94 |
| Culture | 57 | 1 | 27 | 598 | 246 | 0,06 |
| Lande et prairie | 0 | 0 | 128 | 45 | 1238 | 0,03 |
| Rappel | 0,53 | 0,10 | 0,86 | 0,64 | 0,88 | |

Annexe 14. Matrice de confusion du résultat de la classification de l'occupation du sol à 3 rasters pour l'année 2020.

La précision globale est d'environ 0,60 et l'indice Kappa de 0,35. Cela est très faible, la précision quant aux résultats ne semble pas fiable.