





Université de Toulouse

MASTER GEOMATIQUE

« Sclences Géomatiques en environneMent et Aménagement » (SIGMA)

http://sigma.univ-toulouse.fr

RAPPORT DE MASTER 2

Mesure de l'indice de canopée dans les grandes métropoles



DE CAUNES Robin



Tuteur de stage : LEMAI-CHENEVIER Solange Enseignant-référent : LE CORRE Sébastien

Septembre 2023

Résumé

L'indice de canopée est le poucentage du territoire d'une métropole occupé par l'espace arboré considéré à différentes hauteurs : 3 mètres pour la trame arborée, 5 mètres pour l'indice de Singapour et 8 mètres pour la trame arborée fonctionnelle. La mesure de cet indice et son suivi dans les temps sont des indicateurs objectifs de la revégétalisation des villes qui joue un rôle majeur pour lutter contre les îlots de chaleur, la pollution atmosphérique et sonore et la perte de biodiversité.

Dans ce contexte, la ville de Paris qui prévoit d'augmenter son indice de canopée de 2% d'ici 2030, souhaite étudier l'apport du spatial dans son calcul de l'indice de canopée afin d'évaluer sa pertinence pour une actualisation plus régulière des données de végétation.

L'objectif au cours de ce stage au sein du CNES, partenaire de la ville de Paris, a été dans un premier temps le calcul de l'indice de canopée à l'aide d'images optiques très haute résolution Pléiades. Ensuite, une estimation de la sensibilité de l'indice vis-à-vis de la méthode a été réalisé. Enfin une méthode de détection des toitures végétalisées a été mis en place.

Les résultats issus des images spatiales montrent que l'indice de canopée est très sensible à sa méthode de calcul. L'utilisation des données satellites serait un bon complément aux données déjà existantes, elles permettraient un bon suivi de la végétation en ville mais n'offrent pas autant de précision que les images aériennes. Une piste d'amélioration serait l'utilisation d'images Pléiades-Néo, ayant une résolution plus fine que Pléiades.

Abstract

The urban tree canopy index is the percentage of a city's area covered by trees at different heights : 3 metres for the tree network, 5 metres for the Singapore index and 8 metres for the functional tree network. Measuring this index and monitoring it over time are objective indicators of the revegetation of cities, which plays a major role in fighting against urban heat islands, air and noise pollution and the loss of biodiversity.

In this context, the city of Paris, which plans to increase its canopy index by 2% by 2030, wishes to study the contribution of spatial data to its calculation of the canopy index in order to assess its relevance for more regular updating of vegetation data.

The aim of this internship with CNES, a partner of the city of Paris, was firstly to calculate the canopy index using very high-resolution Pleiades optical images. This was followed by an assessment of the sensitivity of the index to the method. Finally, a method for detecting green roofs was developed.

The results obtained from space images show that the canopy index is very sensitive to the method used to its calculation. The use of satellite data would be a good complement to existing data, providing good monitoring of urban vegetation but not as accurate as aerial images. A possible improvement would be to use Pleiades-Neo images, which have a finer resolution than Pleiades.

Table des matières

1	Intro	oductio	n											5
	1.1 Contexte du stage									5				
	1.2	Zone o	'étude											5
	1.3	Structu	re d'accueil											6
	-	1.3.1	Centre Spatial de Toulouse											6
		132	Laboratoire Observation de la Terre		• •	• •	• •						• •	7
	11	Prohlá	natique et objectifs du stage	• • •	• •	• •	• •	•	• •	•	• •	•	• •	7
	1.7	Dároul	malique et objectits du stage	• • •	• •	• •	• •	·	• •	·	• •	·	• •	0
	1.5	Derou		· · ·	• •	• •	• •	·	• •	·	• •	•	• •	0
2	Ftat	de l'ar												9
-	2 1	Indice	de canonée											ģ
	2.1	Indico		• • •	• •	• •	• •	•	• •	•	• •	•	• •	å
	2.2		Nermalized Difference Vegetation Index (NDV/I)	• • •	• •	• •	• •	·	• •	•	• •	•	• •	9
		2.2.1	Normalized Difference vegetation index (NDVI).	· · ·	• •	• •	• •	·	• •	·	• •	•	• •	40
		2.2.2		• • •	• •	• •	• •	·	• •	·	• •	•	• •	10
		2.2.3	Enhanced Vegetation Index (EVI)		• •	• •	• •	·	• •	·	• •	• •	• •	11
2	Don	náco o	máthadaa dávalannáaa											10
3		Denná												12
	3.1	Donne		· · ·	• •	• •	• •	·	• •	·	• •	•	• •	12
		3.1.1		· · ·	• •	• •	• •	·	• •	·	• •	•	• •	12
		3.1.2			• •	• •	• •	·	• •	·	• •	•	• •	14
	3.2	Métho	les		• •	• •	• •	•	• •	•		•	• •	16
		3.2.1	Environnement de travail				• •							16
		3.2.2	Calcul de l'indice de canopée urbain									•		17
		3.2.3	Estimation de l'erreur du Modèle Numérique de Hau	uteur										18
		3.2.4	Détection des toitures végétalisées									•		22
٨	Dác	ultate d	t interprétation critique											22
4	A 1	Macau	as de végétation											23
	4.1			• • •	• •	• •	• •	·	• •	·	• •	•	• •	20
		4.1.1		· · ·	• •	• •	• •	·	• •	·	• •	•	• •	23
		4.1.Z	Comparaison des masques de vegetation	· · ·	• •	• •	• •	·	• •	·	• •	•	• •	24
	4.2	Estima	tion de l'erreur du Modele Numerique de Terrain .	· · ·	• •	• •	• •	·	• •	·	• •	•	• •	25
		4.2.1		• • •	• •	• •	• •	·	• •	·	• •	•	• •	25
		4.2.2	Erreur sur les arbres sans correction		• •	• •	• •	·	• •	·	• •	•	• •	26
		4.2.3	Erreur sur les arbres avec correction									•		26
	4.3	Indice	de canopée									•		27
		4.3.1	Sensibilité de l'indice											27
		4.3.2	Résultats par zonages											28
	4.4	Détect	on des toitures végétalisées									•		31
5	Con	clusior	et perspectives											32
Bi	bliog	raphie												34
\ \ /	bog	ranhia												35
	annd	rapine												35

Table des figures

1.1 1.2 1.3	La ville de Paris et ses arrondissements	6 7 8
2.1 2.2	Principe de fonctionnement du NDVI	10 10
3.1 3.2 3.3 3.4 3.5 3.6 3.7 3.8 3.9 3.10 3.11	Modes d'acquisition Pléiades	12 13 14 15 19 19 20 21 21
3.12 3.13	Détection de la cime des arbres	22 22
4.1 4.2 4.3 4.4 4.5 4.6	Exemple de comparaison de discrimination des ombres des masques de végétation Estimation de l'erreur du MNH sur les bâtiments	25 25 26 27 30 31

Liste des tableaux

3.1	Caractéristiques du capteur Pléiades	12
3.2	Champs relatifs à la hauteur des bâtiments	14
4.1	Seuils des indices de végétation	24
4.2	Statistiques des indices de végétation sur les polygones photo-interprétés de vérité terrain	
	par classe d'occupation du sol	24
4.3	Comparaison des masque de végétation	24
4.4	Sensibilité de l'indice de canopée à la couche de végétation	28
4.5	Sensibilité de l'indice de canopée à la hauteur	28
4.6	Indices de canopée calculé par classes de hauteur en fonction du zonage avec ou sans	
	bois	28
4.7	Cartes des indices de canopée par arrondissement	31

1 Introduction

1.1 Contexte du stage

Dans le cadre de ma dernière année en Master de Géographie « Sciences Géomatiques en Environnement et Aménagement » (SIGMA), j'ai effectué un stage de 6 mois du Centre National d'Etudes Spatiales (CNES) au Centre Spatial de Toulouse (CST) au sein de Laboratoire Observation de la Terre (Lab'OT). Le stage s'est déroule du 6 Mars 2023 jusqu'au 1er Septembre 2023 et a été encadré par Solange LEMAI-CHENEVIER, ingénieur-expert en Observation de la Terre au laboratoire. Le suivi universitaire a été réalisé par Sébastien LE CORRE, mon enseignant référant. Le projet mené est centré sur le traitement de l'image et l'observation de la Terre, sujets abordés au cours de mes études, et plus particulièrement la mesure de l'indice de canopée dans les grandes métropoles.

La mesure et le suivi de la végétation en milieu urbain sont d'une importance capitale tant du point de vue légal et environnemental que pour le bien-être sociétal. Sur le plan légal, la végétation urbaine est devenue un élément central des réglementations urbaines axées sur le développement durable. Les lois et directives environnementales mettent en avant la nécessité de préserver et d'accroître les espaces verts dans les villes afin de lutter contre les îlots de chaleur, la pollution atmosphérique et sonore et la perte de biodiversité. Ces impératifs légaux incitent les autorités municipales à adopter des politiques en faveur de la re-végétalisation urbaine, renforçant ainsi le rôle de l'indice de canopée comme un indicateur clé de la performance environnementale.

En parallèle, l'utilisation de données satellitaires apporte de nouvelles perspectives à la manière dont la végétation en milieu urbain est surveillée et mesurée. Les satellites offrent une dimension globale et régulière qui permettent d'observer les changements saisonniers et à long terme de la couverture végétale. Ces données fournissent des informations précises et objectives, nécessaires pour évaluer l'efficacité des politiques de végétalisation urbaine et pour prendre des décisions éclairées en matière d'aménagement du territoire. De plus, l'accès à ces informations via des plate-formes souvent accessibles au public favorise la transparence et incite les citoyens à s'impliquer dans la préservation de leur environnement urbain.

En somme, la surveillance de la végétation en milieu urbain, appuyée par les données satellites et les outils géospatiaux, se positionne comme un pilier fondamental pour répondre aux exigences d'une urbanisation durable, atténuer les impacts environnementaux et améliorer la qualité de vie des citadins.

La ville de Paris a pris des mesures pour réduire l'impact de sa croissance sur l'environnement. En 2021, elle a adopté un Plan Arbre, qui prévoit d'augmenter de 2% l'indice de canopée d'ici 2030 (Ville de Paris, 2021). Ce plan vise à planter 170 000 arbres d'ici 2026, principalement dans les quartiers denses et les zones à faible couverture arborée. Le sujet de ce stage cherche à répondre aux besoins exprimés par la commune.

1.2 Zone d'étude

Paris est une ville dense, avec une superficie de seulement 105 km² et une population de plus de 2,2 millions d'habitants, ce qui en fait la métropole la plus dense en Europe. Cette densité de population a un impact important sur l'environnement urbain, notamment sur la qualité de l'air (échappements). Paris est le chef lieu de 20 arrondissements (figure 1.1), organisés en spirale et numérotés depuis son centre. Chaque arrondissement n'est pas égal en terme de surface végétalisée, ceux au centre de la spirale

sont bien plus minéralisés que ceux proches des banlieues. Le $12^{\text{ème}}$ et le $16^{\text{ème}}$ arrondissements, respectivement situés à l'est et à l'ouest de la commune, ont absorbé les bois de Vincennes (≈ 850 ha) et de Boulogne (≈ 1000 ha) et profitent de leurs surfaces végétalisées. Le reste de la couverture arborée de la ville prend la forme de parcs, de jardins et d'arbres plantés le long des rues et des trottoirs. En 2022, l'Agence Européenne de l'Environnement a classé Paris comme l'une des capitales les moins végétalisées d'Eruope (European Environment Agency, 2023).



Figure 1.1 – La ville de Paris et ses arrondissements. © Wikipédia.

Cette répartition inégale de la végétation contribue à la formation d'Îlots de Chaleur Urbains (ICU). Les ICU sont des zones urbaines où les températures sont plus élevées que dans les zones rurales voisines. Ils sont causés par une série de facteurs, notamment la densité du bâti, l'utilisation de matériaux imperméables et l'absence de végétation. Les ICU ont un impact négatif sur la qualité de vie des citadins. Les autorités municipales sont conscientes de ces problèmes. Elles ont mis en place des programmes de plantation d'arbres dans les quartiers denses, de création de toits verts et d'amélioration de l'isolation des bâtiments.

1.3 Structure d'accueil

1.3.1 Centre Spatial de Toulouse

Le Centre National d'Etudes Spatiales a été fondé en 1961 dans l'optique de mener un véritable programme spatial français dans un contexte de guerre froide. Ces missions sont à la fois militaires et scientifiques ont notamment pour objectif de développer des lanceurs cabables de mettre en orbite des satellites, à l'instar des agences spatiales Américaine et Russe. Aujourd'hui, ses activités sont centrées autour du développement de lanceurs et de satellites, de l'observation de la Terre et de l'espace, de recherches scientifiques en lien avec l'espace, la mise au point d'outils de télécommunication et de géo-localisation civils et militairess et de missions pour la sécurité et la défense nationale. Il est le moteur principal de l'aérospatial en Europe avec un budget de 2,5 milliards d'euros en 2022, le plus important en Europe. Dont 1,1 milliard a été reversé à l'Agence Spatiale Européenne, faisant du CNES sont 1er contributeur après l'Union Européenne en 2022.

Les activités du CNES sont répartis sur quatre sites localisés à Paris (Siège et Direction Des Lanceurs), Toulouse (Centre Spatial de Toulouse) et Kourou (Centre Spatial Guyanais) pour un total d'environ 2400 salariés. C'est le Centre Spatial de Toulouse qui m'accueillera pour la durée de mon stage. Il s'agit du site le plus important du CNES, pour une surface d'une cinquantaine d'hectares, il accueille environ 1700 collaborateurs. C'est ici que la majorité des activités du CNES ont lieu.



Figure 1.2 – Entrée Nord du Centre Spatial de Toulouse. © Wikipédia.

1.3.2 Laboratoire Observation de la Terre

Pour répondre à la diversification des domaines d'utilisation de l'imagerie spatiale et à la plus grande accessibilité de ces données, le CNES crée en 2018 le Laboratoire Observation de la Terre ou Earth Observation Laboratory (abrégé Lab'OT ou Eolab). Ce dernier est chargé d'offrir un support technique gratuit et indépendant en matière d'observation de la Terre, d'accompagner les entreprises de toutes tailles, les structures publiques et celles de recherche pour les aider à connaître, comprendre, traiter et exploiter les données multiples issues des capteurs satellite. En effet, le potentiel de l'imagerie spatiale n'est pas toujours suffisamment exploité, en cause, le manque de connaissance de ces ressources et les craintes et les difficultés en matière technique quant à l'extraction des informations utiles de ces images.

Pour mener à bien ses missions, le Lab'OT dispose d'une équipe d'experts techniques dont les compétences couvrent un vaste domaine de thématiques liées à l'observation de la Terre, allant de compétences théoriques comme la physique de la mesure à la technique comme des algorithmes de traitement. Ainsi, le Lab'OT n'est pas un laboratoire de recherche au sens classique du terme, mais vise à promouvoir l'utilisation des solutions spatiales au près des acteurs qui peuvent en bénéficier. C'est donc cette structure du CNES au sein de laquelle j'ai effectué mes missions.

1.4 Problématique et objectifs du stage

Dans le contexte du plan Arbres, la ville de Paris souhaite mettre en oeuvre des moyens pour augmenter sa surface en végétation haute de l'ordre de 2% d'ici l'horizon 2030. En 2019, une mesure de l'indice de canopée a été réalisée par l'APUR à l'aide d'images aériennes de 2015, révélant un indice de 21% et de 14% en fonction de l'intégration ou non des bois de Vincennes et Boulogne dans la surface de calcul. La commune prévoit d'actualiser ces données avec des données aériennes de l'année 2019. La principale contrainte des acquisitions aériennes réside dans la faible possibilité de revisite de la scène, limitant les possibilités de suivi entre les saisons et les années. La ville de Paris, en partenariat avec le CNES, souhaite donc étudier la faisabilité d'obtention et d'utilisation de données satellites afin d'évaluer leur pertinence pour actualisation plus régulière des données de végétation.

Pour répondre aux besoins exprimés par la ville de Paris, les objectifs du stage se sont divisés en trois parties, le calcul de l'indice de canopée, le calcul de sensibilité de l'indice vis-à-vis de la méthode

de calcul et la détection des toitures végétalisées.

L'indice de canopée a été calculé selon plusieurs configurations. Afin d'être en accord avec les chiffres de l'APUR, l'indice a été calculé sur la surface globale de la commune avec et sans l'intégration des bois. Pour une analyse plus fine, une approche par arrondissement a été effectuée. A la demande de la commune, les indices de canopée ont été calculés pour plusieurs hauteurs d'arbres : 3 mètres (trame arborée), 5 mètres (indice de Singapour) et 8 mètres (trame arborée fonctionnelle).

Il a été nécessaire de connaître la sensibilité de l'indice à la méthode et aux données utilisées. Des masques de végétation ont été générées selon plusieurs méthodes (calcul d'indice, apprentissage profond) et ont été comparées. A partir de ces masques, la végétation haute a été isolée grâce à un Modèle Numérique de Hauteur (MNH). Une attention particulière a été portée à l'incertitude de ce MNH . Pour ce faire, il a été confronté à des jeux de données de vérité terrain.

Enfin, un croisement de données publiques et de données produites en interne a servi à identifier les bâtiments qui comportent potentiellement des toitures végétalisées. Ici, la requête de la ville de Paris était d'obtenir une surface de végétalisation pour chacun des bâtiments concernés. En l'absence de données de vérité terrain sur les toitures végétalisées, aucune validation n'a pu être réalisée au moment de la rédaction de ce rapport.



1.5 Déroulement du stage

Figure 1.3 – Diagramme de Gantt.

2 Etat de l'art

2.1 Indice de canopée

L'Indice de canopée, en anglais Urban Tree Canopy Index (UTCI), est le pourcentage du territoire d'une zone urbaine occupée par l'empreinte de l'ensemble des troncs, branches et feuilles des arbres sur pieds lorsque la scène est vue du dessus (Leff, 2016). Il permet d'établir le pourcentage d'occupation de la trame arborée d'un territoire (Ville de Paris, 2021). La mesure et le suivi de cet indice dans le temps sont des indicateurs objectifs de la végétalisation des villes. Il a un rôle majeur dans le combat contre les îlots de chaleur et peut être interprété comme vecteur de retour de la biodiversité animale en ville.

La méthode de calcul de l'indice de canopée repose généralement sur plusieurs données : un zonage de végétation et un Modèle Numérique de Hauteur (MNH) (Leff, 2016 et Lucidarme, 2020, Ville de Paris, 2021). Le zonage de végétation est généralement généré à partir d'une couche vecteur qui recense la végétation d'un territoire, à partir d'une classification d'occupation du sol (U.S. Department of Agriculture, Forest Service, 2019) ou grâce à une calcul d'indice radiométrique comme le NDVI (Lucidarme, 2020) issue d'une imagine aérienne ou satellite. Le MNH est le plus souvent obtenu par la soustraction d'un Modèle Numérique de Surface obtenu par télédétection à une Modèle Numérique de Terrain. Les données de télédétection qui reviennent le plus dans la littérature scientifique et technique sur l'indice de canopée sont des images aériennes, optiques et LiDAR. Ces données ont l'avantage d'être précises mais ne permettent pas une actualisation régulière et un suivi régulier de la végétation. Certaines publications mentionnent l'utilisation d'images satellites qui permettent de pallier au problème d'actualisation peu régulière des données avec la contrepartie d'une moins bonne résolution, parfois limitantes dans le calcul d'indice de canopée (Leff, 2016). Cependant des travaux de cartographie de la végétation haute par images satellites à très haute résolution mentionne l'apport important que peuvent avoir les données satellites comme Pléiades (Crombette, 2016).

2.2 Indices de végétation

2.2.1 Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)

Le NDVI est l'indice de végétation le plus utilisé dans les études liées à la végétation (A. R. Huete et al., 1997. Son calcul est la différence entre le proche-infrarouge (*PIR*) et le rouge (*R*) divisé par leur somme (Rouse et al., 1974) :

$$NDVI = \frac{PIR - R}{PIR + R}$$

Il est fréquemment utilisé en agriculture, dans l'évaluation de la sécheresse ou dans la prévention des feux de forêt. C'est un très bon indicateur de biomasse végétale. Son fonctionnement repose sur l'absorption du rouge par la chlorophylle des feuilles et de la réflectance importante du proche-infrarouge par les feuilles (figure 2.1). Cependant, cet indice à tendance à saturer lorsque la végétation est trop dense et est sensible aux effets atmosphériques (Somvanshi et Kumari, 2020).



Figure 2.1 – Principe de fonctionnement du NDVI. © Evangelides et Nobajas, 2020.

Cet indice peut-être utiliser en cartographie comme un outil expert ou dans des algorithmes pour classifier une image en séparant la végétation des surfaces non végétalisées. Il permet également d'estimer la densité de la végétation, de faire des suivis temporels ou encore d'estimer l'état de stress des plantes (Somvanshi et Kumari, 2020).

2.2.2 Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI)

Le SAVI est un indice qui reprend le principe du NDVI, en essayant de minimiser l'influence de la luminance du sol à l'aide d'un facteur de correction de la luminance. Il est souvent utilisé dans les zones pauvres en couvert végétal, typiquement les zones désertiques.

$$SAVI = \frac{PIR-R}{PIR+R+L}(1+L)$$

où PIR est le proche infra-rouge, R est le rouge et L est la surface de couvert végétal sur la zone d'étude. La valeur de L varie entre 0 et 1. L est égal à 0 quand la végétation est très dense (l'indice est alors le même que le NDVI). L est égal à 1 quand la réflectance du sol est importance car la végétation est parsemée (A. R. Huete, 1988). La valeur de L la plus communément utilisée est 0,5. Le SAVI est particulièrement adapté à l'identification des variations de végétation induites par le sol (A. R. Huete et al., 1997).

Dimitris Sykas illustre la relation entre le NDVI et le SAVI dans la figure 2.2. Elle met en évidence le problème de saturation du NDVI quand celui-ci dépasse 0,7, problème que le SAVI minimise grandement (figure 2.2).



Figure 2.2 – Corrélation entre le NDVI et le SAVI. © Sykas, 2023.

2.2.3 Enhanced Vegetation Index (EVI)

L'EVI est un indice de végétation « optimisé », il vise à améliorer le signal de végétation en minimisant l'influence de la luminance du sol et en réduisant les effets atmosphériques.

$$EVI = G \frac{PIR - R}{(PIR + C_1 \times R - C_2 \times B) + L}$$

où PIR est le proche infra-rouge, R est le rouge, B est le bleu, L est la surface de couvert végétal sur la zone d'étude, C_1 et C_2 sont les coefficients de résistance à l'atmosphère pour les bandes rouge et bleue et G est un facteur de gain (Somvanshi et Kumari, 2020). Cette indice a été développé à l'origine pour le capteur MODIS avec les valeurs par défaut suivantes : L = 1, $C_1 = 6$, $C_2 = 7,5$ et G = 2,5 (A. Huete et al., 2002). Les mêmes valeurs sont proposées pour le capteur Pléiades par le projet Index DataBase (The IDB Project, 2023).

3 Données et méthodes développées

3.1 Données

3.1.1 Imagerie satellite Pléiades

Les images satellites utilisées sont issues de la constellation Pléiades constituée d'un couple de satellites optiques d'observation de la Terre à Haute Résolution (HR), Pléiades 1A et 1B, lancés par le CNES en 2011 et 2012 et dont le produit est distribué par Airbus DS Geo. Les capteurs des satellites font l'acquisition des images à une résolution de 70cm dans un mode spectral panchromatique (noir et blanc) (figure 3.1a) et à 2,8m de résolution en mode multispectral (rouge, vert, bleu) (figure 3.1b) dont les caractéristiques des bandes spectrales sont détaillées dans le tableau 3.1 et dans la figure 3.2. Ces images sont ré-échantillonnées après réception des données au sol à 50cm de manière à les rendre plus robustes aux traitements informatiques réalisés par la suite. En vue de leur distribution, les images sont donc résolues à 50cm en mode panchromatique et à 2m en mode multispectral (Dinamis, 2023).



(a) Mode panchromatique.



(b) Mode multi-spectral.

Figure 3.1 – Modes d'acquisition Pléiades. © CNES 2022, Distribution Airbus DS, tous droits réservés. Usage commercial interdit.

Table 3.1 -	- Caractéristiques	du capteur	Pléiades.	© Dinamis,	2023.
-------------	--------------------	------------	-----------	------------	-------

Mode	Résolution (m)	Canal	Bande spectrale			
				Plage		
Panchromatique	0,5	PAN	Noir et blanc	480-820 nm		
		B0	Bleu	450-530 nm		
Multionastral	2	B1	Vert	510-590 nm		
multispectral	2	B2	Rouge	620-700 nm		
		B3	Infra-rouge	775-915 nm		



Figure 3.2 – Bandes spectrales Pléiades. © Hedhli et al., 2017.

Les satellites sont en orbite héliosynchrone sur un cycle de 26 jours. Ils ont la capacité d'observer l'entièreté du globe et chaque site bénéficie d'une période de revisite quotidienne si l'on prend en compte le passage des deux satellites (période de 2 jours sinon). Une spécificité importante du capteur Pléiades réside dans l'agilité de son capteur, grâce à un système de roulis tangage il peut faire l'acquisition d'une scène décalée de sa trajectoire en modifiant son angle de visée (CNES, 2015). Ce système permet également de prendre des images en stéréo ou tri-stéréo, permettant de faire de la 3D plus précisément un Modèle Numérique de Surface (MNS), dont le principe sera détaillé dans la partie sur la méthodologie. Les images Pléiades sont relativement accessibles pour les entités souhaitant les exploiter, le prix pour les institutions étant de 1,8€/km² par image en programmation.

Les avantages de ces satellites ne viennent pas sans quelques limites. Notamment le besoin de programmation des prises de vue, il est de ce fait impossible de consulter des images anciennes d'un point d'intérêt si aucune prise de vue n'a été réalisée dans le passé, à l'inverse de satellites comme Sentinel-2 qui ont pour objectif de collecter et d'archiver des données d'observation de la terre sur des zones spécifiques du globe. Il y a aussi des limites liés à l'exploitation du produit. Si l'angle de prise de vue est trop élevé, la qualité des post-traitements peut en être affectée. L'heure de la prise de vue, variable en fonction de la programmation, ajouté à l'inclinaison naturelle de la scène par rapport au soleil, des problèmes inévitables d'ombres portées sont à prendre en compte dans l'exploitation des images (figure 3.3). Cette problématique sera abordée dans la partie résultats. D'un point de vue traitement du signal et calcul d'indice, on peut trouver restreint le nombre de bandes spectrales captées par les satellites. Cependant celui-ci a été suffisant pour notre cas d'étude. Depuis 2021, Airbus Defense and Space a mis en service la constellation Pléiades Néo en succession de la constellation Pléiade. Cette constellation apporte des images à Très Haute Résolution (THR) avec une résolution de 30cm, permettant d'obtenir des produits encore meilleurs que ceux de Pléiades mais pour un prix plus élevé.

Les images utilisées au cours du stage datent du 25 septembre 2022, elles ont été pré-traitées et classifiées par l'outil CNES « Urbantools ». La période idéale pour détecter la végétation en milieu urbain est située entre la fin du printemps et le début de l'automne. Cette acquisition est le meilleur candidat en terme de période et de couverture de la zone d'étude. Les images Pléiades sont livrées par Airbus DS sous deux formes : images brutes en sortie de capteur et images ortho-rectifiées, c'est la première forme qui sert d'entrée pour l'outil Urbantool. Le pré-traitement se fait de la manière suivante : à partir d'une image stéréoscopique Pléiades, l'outil génère une image « PMSxDHM » multi-bandes avec « PMS » pour les bandes panchromatiques et multi-spectrales, ortho-rectifiées et ré-échantillonnées à 50cm, et « DHM » pour un Modèle Numérique de Hauteur (Digital Height Model) calculé par photogrammétrie.



Figure 3.3 – Exemple d'ombres portées de plusieurs tours sur une images Pléiades. © CNES 2022, Distribution Airbus DS, tous droits réservés. Usage commercial interdit.

3.1.2 Vérités terrain

Bâtiments

Le jeu de données associé à la vérité terrain des bâtiments est produit par l'APUR. Cette couche au format vecteur nommée « EMPRISE BATIE PARIS » représente l'ensemble des bâtiments dans la commune de Paris sous la forme de polygones qui correspondent à leurs emprises au niveau du sol. Elle est basée sur le Fond Topographique Cadastral (FTC) et le Plan Cadastral Informatisé (PCI) de la Direction Générale des Finances Publiques (DGFiP) (actualisation de 2014) et est mise à jour de façon semi-automatique à partir de la version la plus récente de la BD TOPO de l'IGN, moins précise mais permettant de repérer les nouveaux bâtiments ou de retirer les bâtiments ayant disparus. Cette méthode permet une mise à jour du jeu de données en continu. Les nouveaux bâtiments sont prédécoupés par la suite par superposition avec la parcelle urbaine (APUR, 2023). Chaque bâtiment est donc associé à plusieurs attributs. Les champs intéressants par rapport aux objectifs du stage sont les champs relatifs à la hauteur des bâtiments (Table 3.2).

Nom	Description
H_MOY (N) H_MED (N)	Hauteur moyenne de l'emprise bâtie (mètres) Hauteur médiane de l'emprise bâtie (mètres). Hauteur médiane de l'emprise cal-
	culée par croisement des données issues d'un MNE. La valeur médiane est celle qu'il convient d'utiliser dans la plupart des cas pour la hauteur. Elle permet de retirer
	les valeurs aberrantes issues du croisement de la couche vecteur et de la couche raster (MNE), notamment en marge des emprises, et qui peut correspondre à une
	hauteur contenue sur l'emprise voisine.
$H_WIIN(N)$	Hauteur minimale de l'emprise batie (metres)
H_MAX (N)	Hauteur maximale de l'emprise bâtie (mètres)
H_ECART (N)	Ecart type de la hauteur sur l'emprise bâtie (mètres)

Table 3.2 – Champs relatifs à la hauteur des bâtiments (APUR, 2023)

Les informations de hauteurs sont issues de la différence entre Modèle Numérique de Terrain (MNT) et un Modèle numérique de Surface (MNS), ce dernier, réalisé par LiDAR aéroporté. Puis par statistiques zonales pour chacun des bâtiments à l'aide de l'emprise des bâtiments. Pour estimer la fiabilité de ces champs, le pourcentage de valeurs absentes « NULL » a été estimé avec un pourcentage inférieur à 0,001% pour un nombre d'entrée de 128 149 polygones.



Figure 3.4 – Zoom sur la couche « EMPRISE BATIE PARIS ». © APUR, 2023.



(a) Street view en 2018.



(b) Street view en 2018.



Végétation haute

Depuis 2014, la Direction des Espaces Verts et de l'Environnement de la ville de Paris maintient une base de données qui établi un suivi d'environ 200 000 arbres du domaine public de la commune. Ainsi, chaque arbre dispose d'une « carte d'identité » regroupant des informations relatives à son identification et ses mensurations. Les coordonnées géographiques de chaque entrée sont rigoureusement enregistrées, tandis que d'autres informations sont établies visuellement; la hauteur maximale des arbres est estimée grâce aux bâtiments adjacents et à leur nombre d'étages. Les arbres sont inspectés à un rythme annuel et la base de données est mise à jour régulièrement.

Cependant ces inspections se repartissent sur l'année et les mises à jours sont en différé, des décalages importants peuvent apparaître avec la réalité. De plus, les relevés ne couvrent pas la totalité des arbres parisiens. Enfin, le champs hauteur, en plus de contenir des informations arbitraires, comporte des informations manquantes ou mal renseignées. En effet, 13% des arbres sont associés à une hauteur de 0m malgré un stade de développement « adulte » et d'une espèce de hauteur bien supérieure.

3.2 Méthodes

3.2.1 Environnement de travail

Cette liste répertorie les différents support de travail, logiciels et bibliothèques qui ont été utilisés au cours du stage :

- Cluster de Calcul Haute Performance (HPC) du CNES. Situé sur le site du Centre Spatial de Toulouse, ce centre de calcul met à disposition des ressources en stockage, RAM, CPU et GPU à des projets de production ou de recherche ayant des besoins conséquent en puissance de calcul. Hébergé sous RedHat Linux 7 pour le cluster HAL utilisé pour la majeure partie du stage et sous RedHat Linux 8 pour le nouveau cluster TREX, mis en service entre temps.
- **MobaXterm**. Émulateur de terminal Linux pour Windows. Il permet de se connecter à des ordinateurs à distance par protocole SSH. L'interface peut se faire par ligne de commande ou par bureau virtuel.
- Datalabs. Un Jupyter Hub prenant la forme d'une application web open-source depuis laquelle il est possible d'accéder aux données sur les serveurs du CNES, de créer et partager des scripts grâce à des Jupyter Notebooks ou encore de faire de la visualisation de données depuis un bureau virtuel grâce à QGIS.
- QGIS. Un logiciel SIG (système d'information géographique) libre multiplate-forme publié sous licence GPL. Particulièrement puissant pour la visualisation de données. Il peut lire de nombreuses sources de données raster et vecteur.
- CARS. Un outil de restitution 3D open source dédié à la production de Modèles Numériques de Surface à partir d'imagerie satellitaire par photogrammétrie développé par le CNES. L'acronyme signifie CNES Algorithms to Reconstruct Surface, ou Chaîne Automatique de Restitution Stéréoscopique en français.
- **Bulldozer**. Développé par le CNES, il s'agit d'un pipeline de fonctions autonomes visant à extraire un Modèle Numérique de Terrain (MNT) d'un Modèle Numérique de Surface (MNS). Le code est libre est accessible depuis le GitHub du CNES.
- Urbantools. Architectures d'apprentissage profond développée par le CNES au Lab'OT pour classifier les paysages urbains à partir d'images stéréoscopiques des satellites Pléiades. Il s'agit d'une chaîne de traitement qui fonctionne en trois blocs : un bloc de pré-traitement, un bloc de classification et un module de détection de changement entre deux images. Le module de pré-traitement fait notamment intervenir les outils CARS et Bulldozer.
- **NumPy** est une bibliothèque fondamentale pour les calculs scientifiques à l'aide de python. Elle prend en charge des tableaux et matrices multidimensionnels de grande taille, ainsi qu'une vaste collection de fonctions mathématiques de haut niveau permettant d'opérer sur ces tableaux.
- **Rasterio** est une bibliothèque qui lit et écrit les fichiers *GeoTIFF*, et autres formats qui permettent d'organiser et stocker des ensembles de données matricielles, et fournit une API Python basée sur des tableaux *NumPy* N-dimensionnels.
- pandas et GeoPandas. *pandas* est une bibliothèque qui fournit des structures de données rapides, flexibles et expressives conçues pour rendre le travail avec des données "relationnelles" ou "étiquetées" à la fois facile et intuitif. *GeoPandas* vise à ajouter la prise en charge des données géographiques aux objets *pandas*.
- Xarray et rioxarray. Xarray est un une bibliothèque qui introduit des étiquettes sous forme de dimensions, de coordonnées et d'attributs sur les tableaux bruts de type NumPy, ce qui permet une expérience utilisateur plus intuitive, plus concise et moins sujette aux erreurs. *rioxarray* est une extension de Xarray qui ajoute le support de Rasterio.
- **Rastertools**. Cette bibliothèque développée par le CNES au Lab'OT fournit des fonctions simples de traitement d'images satellitaires et s'appuyant sur les librairies *rasterio* et *geopandas*.
- Matplotlib et Seaborn. *Matplotlib* est une bibliothèque complète permettant de créer des visualisations statiques, animées et interactives. *Seaborn* est une bibliothèque de visualisation basée sur *Matplotlib*. Elle fournit une interface de haut niveau pour dessiner des graphiques statistiques attrayants.

• Yaml est un format de fichier de configuration conçu pour la lisibilité humaine et l'interaction avec les langages de script.

Les calculs ont été effectués à l'aide du cluster HPC du CNES depuis des outils et des plate-formes de travail accessibles par connexion SSH ou directement depuis des plate-formes web comme le DataLabs. Les scripts python réalisés au cours du stage, développés dans des Jupyter Notebooks, sont destinés à des jeux de données réduits. Pour la production, ils ont été convertis en scripts python classiques (.py) qui ont été exécutés directement sur les noeuds de calcul du cluster grâce à un outil d'ordonnance de tâches (PBS).

3.2.2 Calcul de l'indice de canopée urbain

Masque de végétation

Plusieurs masques de végétation ont été créées et comparées dans le but de déterminer laquelle serait la plus appropriée pour le calcul d'indice de canopée. Quatre méthodes de calcul de ces masques ont été retenues, dont trois calculs d'indice, ainsi qu'une une approche par apprentissage profond. Le NDVI, le SAVI et l'EVI sont des indices de végétation simples à calculer à partir d'images Pléiades et adaptés au suivi de biomasse végétale. Pour discriminer un seuil de végétation permettant de différencier au mieux la végétation du reste des classes d'occupation du sol, des statistiques zonales (moyenne, médiane, écart-type, minimum, maximum, 10^{ème} centile et 90^{ème} centile) ont été calculées pour plusieurs types d'occupation du sol, afin d'observer le comportement des indices en fonction des surfaces. Des polygones d'échantillons au format vecteur pour la végétation haute, la végétation basse, les bâtiments, l'eau et les ombres ont donc été numérisés par photo-interprétation et les statistiques zonales ont été, par la suite, étudiées.

L'approche par apprentissage profond a été réalisée à l'aide de l'outil Urbantools, grâce au module de classification, duquel le masque de végétation a été extrait. Ce module de classification est basé sur une architecture de réseau de neurones U-Net. Il fonctionne comme un outil standard d'apprentissage profond :

- Pré-labellisation. A partir de différentes sources en libre accès, une base de vérité terrain est constituée. La vérité sur bâtiments, les routes et l'eau provient de OpentStreeMap. Celle sur la végétation est issue d'un calcul de NDVI sur l'image Pléiades. Les labels de sol nu sont issus d'un croisement entre le NDVI issu de Pléiades, les images Sentinel-2 et Urban Atlas.
- 2. Entraînement. Un entraînement sur plusieurs années d'images Pléiades sur la ville de Montpellier, de manière à être robuste aux saisons et aux années.
- Classification. La segmentation est réalisée grâce à l'architecture U-Net. Le module de classification permet d'étiqueter une image, d'entraîner un modèle d'apprentissage profond et de faire une prédiction d'occupation du sol. Les classes générées sont les suivantes : végétation, bâtiment, route, sol nu et eau.

Afin de départager l'approche par indice radiométrique et celle par apprentissage profond et déterminer laquelle serait la plus fidèle à la réalité, les quatres masques de végétation ont été comparées sur quatre critères :

- La détection d'arbres. A l'aide de la couche de vérité terrain de la Direction des Espaces Verts et de l'Environnement, un comptage d'arbres a été réalisé en fonction de leur présence ou non sur l'emprise des masques de végétation pour estimer le pourcentage d'arbres non détectés. La couche retenue doit détecter un maximum d'arbres.
- La discrimination des ombres. Les ombres portées sont un facteur problématique dans la détection de végétation par imagerie satellite. En effet, en l'absence de lumière le comportement spectral des surfaces au sol est difficilement identifiable. Il arrive donc, en fonction des méthodes, que les ombres soient détectées comme de la végétation ou que la végétation sous une zone d'ombre ne soit pas détectée. Lors de l'observation des couches d'indices de végétation, des zones problématiques ont été identifiées et l'emprise des masques de végétations des masques sur ces zones ont été comparées.

- La discrimination des bâtiments. De la même manière que pour les arbres, la couche de vérité terrain des bâtiments de l'APUR a permis de déterminer la surface de bâtiments dont les emprises sont chevauchées par les masques de végétation. En théorie, les bâtiment ne devraient pas être détectés comme de de la végétation mais la présence de toitures végétalisées peut causer la détection d'un bâtiment comme une surface végétalisée. Ce biais a cependant été négligé à cette étape du projet et la surface totale. Pour qu'une masque soit retenue il faut donc que cette surface soit la plus faible possible.
- La surface du masque n'est pas un critère permettant de départager les couches mais elle permet de quantifier l'écart entre celles-ci.

Indice de canopée

Le calcul de l'indice de canopée nécessite 3 couches : un masque de végétation, un Modèle Numérique de Hauteur et une couche d'emprises sur lesquelles calculer l'indice. Un premier traitement vise à générer le masque végétation haute à partir du masque de végétation et du MNH. En fonction de la hauteur de canopée minimale choisie, l'algorithme va découper le masque de végétation de manière à conserver les pixels qui dépassent le seuil minimal de hauteur. Cette opération est réalisée pour l'ensemble des hauteurs de canopée minimales indiquées par l'utilisateur. Par la suite, l'indice de canopée est calculé grâce au masque de végétation haute et sur plusieurs emprises par le biais de statistiques zonales grâce à la bibliothèque Rastertools. Les emprises retenues sont : la surface communale avec les bois de Boulogne et Vincennes, la surface communale sans les bois et la surface par arrondissement.

3.2.3 Estimation de l'erreur du Modèle Numérique de Hauteur

Sources d'erreur

C'est le MNH présent dans la bande 5 du produit « PMSxDHM » qui sera utilisé pour générer le masque de végétation haute. Il est nécessaire de connaître l'erreur liée à son calcul pour pouvoir conseiller la ville de Paris sur son objectif de re-végétalisation à l'horizon 2030. En effet, son incertitude pourrait mener des variations importantes de l'indice de canopée. Pour comprendre les sources d'erreur, il est nécessaire d'expliquer comment le MNH est calculé par Urbantools.

Dans un premier temps, CARS pour calcule le Modèle Numérique de Surface par photogrammétrie. Cette technique repose sur la mesure de parallaxe entre les images de plusieurs points de vue d'une même scène, à la manière de la vision stéréoscopique de l'humain qui permet de percevoir les reliefs; ici les images stéréoscopiques Pléiades fournissent les différents points de vue et les acquisitions tristéréos sont d'ailleurs préférées car elles permettent de voir entre les bâtiments (figure 3.6a). Dans un second temps, Bulldozer est utilisé pour calculer le Modèle Numérique de Terrain à partir du MNS en sortie de CARS. Le principe repose sur un système de « drap » déposé sur le MNS inversé de manière à épouser la topographie du sol et sans prendre en compte les infrastructures (figure 3.6b). Pour finir, Urbantools calcule la différence entre le MNS et le MNT pour obtenir le MNH (figure 3.6c).

En photogrammétrie, plusieurs sources d'erreurs peuvent amener à des valeurs aberrantes et causer du bruit sur l'image de sortie. Le MNS généré par CARS est notamment touché par ces limites. Par principe, il est impossible de calculer la parallaxe d'un point si ce dernier n'est pas clairement identifiable sur chaque prise de vue. Par conséquent, sur des zones où la corrélation se fait sur des points semblables, saturées et homogènes, comme les ombres, l'eau ou sur les surfaces très réfléchissantes, des erreurs peuvent apparaître sous la forme de « NO DATA » ou de valeurs aberrantes (bruit). Il en va de même pour les problèmes de reflets comme à la surface d'un cours d'eau ou sur certaines structures qui peuvent apparaître ou disparaître en fonction de la prise de vue. Des données aberrantes peuvent aussi apparaître au niveau d'objets en mouvements. Une nouvelle version de Bulldozer, apparue au cours du stage est capable de détecter les zones bruitées du MNS mais elle n'a pas pu être implémentée dans l'outil Urbantools (3.8.

La qualité du MNT généré par Bulldozer, découle directement de la qualité du MNS sur lequel il s'appuie. Toujours à la manière d'un drap qui se déposerait sur le MNS pour en épouser sa forme, il est possible d'en régler la tension pour qu'elle soit plus ou moins adaptée à son environnement (figure 3.7). Malgré ce réglage, le MNT n'est pas toujours capable de pallier au bruit potentiel du MNS de CARS (figure 3.8), il en va de même pour les valeurs « NO DATA » qui ne sont pas prises en charge. Une

nouvelle version de Bulldozer, corrigeant certains de ces problèmes est sortie au cours du stage mais n'a pas été implémentée.



(c) Calcul du MNH avec Urbantools.

Figure 3.6 – Étapes du calcul de MNH de Urbantools. © CNES.



Figure 3.7 – Différence de tension du drap de Bulldozer en fonction du relief. © CNES.



Figure 3.8 – Exemple d'une zone perturbé qui empêche le drap de tomber jusqu'au sol. Courbe rouge = MNS, courbe verte = MNT, courbe jaune = MNT d'une version plus récente de Bulldozer. © CNES.

Principe général : les bâtiments

Les limites du MNS de CARS et du MNT de Bulldozer se répercutent inévitablement sur le MNH de Urbantools. Pour estimer l'erreur de hauteur qu'il est possible de faire en s'en servant comme référence,

une comparaison et un calcul de différence Δ a été réalisé entre la couche et les deux jeux de vérités terrain, ce calcul correspond à l'erreur absolue entre les deux couches :

$$\Delta = |stat_{obs} - stat_{mnh}|$$

où $stat_{obs}$ est la statistique issue de la référence et $stat_{mnh}$ est la statistique issue du MNH. Pour les deux type de vérités terrain, la méthode est la même : la couche de vérité terrain a été découpée par l'emprise de la commune de Paris, des statistiques zonales ont été effectuées avec Rastertools sur les champs de hauteur associés et des calculs de différences entre les le MNH et les références, à la fois à l'échelle des entités et dans la couche dans sa globalité. Le principe est donc le même de manière générale mais des spécificités ont dû être appliquées en fonction de la couche comparée.

La couche de vérité terrain des bâtiment est constituée de polygones associés à l'emprise des bâtiments, chaque bâtiment dispose de quatre informations de hauteur : son minimum, son maximum, sa médiane et sa moyenne. Seul les différences entre médianes sont pertinentes quand il s'agit de calculer l'erreur moyenne du MNH, car elles font abstraction des valeurs extrêmes. Cependant, l'étude des différences extrêmes, notamment dans les hauteurs minimales et maximales, a permis d'identifier certains points noirs du MNH. La comparaison a donc été réalisées pour chacune des statistiques.



Figure 3.9 – Diagramme de flux du calcul de l'erreur absolue du MNH.

Le cas des arbres

La donnée de vérité terrain associée aux arbres est représentée sous forme de points. Elle ne dispose que d'une information sur la hauteur de chaque arbre : sa hauteur maximale. L'enjeu du calcul de l'erreur du MNH sur cette couche repose sur la méthode utilisée pour pertinemment détecter le point le plus haut sur le houppier de l'arbre, la cime (figure 3.10). En effet, les points associés à chaque arbres représentent l'emplacement du tronc. Or, l'emplacement de la cime n'est pas toujours situé au même endroit que le tronc. Pour pallier à ce problème, deux méthodes ont été testées.

La première méthode vise à appliquer un tampon dont la largeur est définie par l'utilisateur autour de chaque point. Il faut choisir une largeur suffisante pour couvrir la surface sur laquelle il est possible de trouver la cime d'un arbre, en dépassant le moins possible sur les arbres voisins s'il y en a. Sur cette zone, la valeur maximale sera considérée comme la cime de l'arbre. La différence de hauteur entre cette valeur et le MNH sera calculée par la suite. Afin de déterminer, l'impact de l'agglutination des arbres sa localisation de la valeur maximale, les tampons seront séparés en deux jeux : un jeu de tampons isolés et un jeu de tampons qui se chevauchent. Le même calcul de différence sera effectué de manière indépendante pour les deux jeux, puis comparé.



Figure 3.10 – Structure d'un arbre. © Dessin Masako Taëron - Archives Larousse.

Cependant, cette méthode ne permet pas d'être robuste lorsqu'un arbre est trop près d'un bâtiment. Notamment à cause de l'angle de prise de vue. En effet, lorsque la scène observée n'est pas exactement sous la trajectoire du satellite, l'angle de prise de vue peut causer des problèmes de perspective où les bâtiment cachent partiellement certains arbres (figure 3.11). La hauteur du MNH sur ces points sera donc celle du bâtiment adjacent. La deuxième méthode donc fait intervenir un calcul de distance *D* sur les axes X, Y et Z entre le point de référence et les coordonnées du centroïde des mailles du MNH :

$$D = \sqrt{(x_{ref} - x_{mnh})^2 + (y_{ref} - y_{mnh})^2 + (z_{ref} - z_{mnh})^2}$$

dans un rayon donnée afin de positionner la cime des arbres sur le pixel du MNH ayant la valeur la plus proche de l'observation terrain en fonction de sa distance au point de référence (figure 3.12).



Figure 3.11 – Arbre invisible en raison de l'angle de visée quand la scène n'est pas au nadir par rapport à la trajectoire du satellite. A = Arbre détecté, B = Arbre non détecté, C = Point détecté sur la trajectoire du point B.



Figure 3.12 – Détection de la cime des arbres.

3.2.4 Détection des toitures végétalisées

L'identification des toitures végétalisées a été réalise grâce à une croisement de données entre les emprises des bâtiments et la couche de végétation haute. Un découpage de la couche de végétation a été réalisé à l'aide de la couche des bâtiments. Dans un premier temps les géométries de la couche de bâti a été réparée grâce à l'outil QGIS « Fix geometries ». Puis, elles ont été dissolues en vue de l'application d'une tampon négatif. L'application de ce tampon se justifie par les problèmes de décalage entre la couche de bâtiments et l'image Pléiade, en effet, l'emprise des bâtiments en bordure de voirie contient souvent des pixels de végétation appartenant aux arbres au pied du bâtiment. Pour limiter cet effet, le tampon a été réglé à -2,5m (5 pixels) et a été appliqué à la couche dissolue des bâtiments de manière à éliminer toute végétation n'appartenant pas réellement aux bâtiment (figure 3.13).



Figure 3.13 – Diagramme de flux de l'algorithme de détection des toitures végétalisées.

Le résultat obtenu est une couche raster binaire où chaque pixel égal à 1 correspond à de la toiture végétalisée. Par la suite et pour répondre aux exigences de la ville de Paris, cette couche a été polygonisée et à servi de zonage pour découper la couche de bâtiments. Cette opération a permis de calculer la surface de toiture végétalisée pour chaque bâtiment. Enfin, l'information de surface a été greffée à la couche de bâtiment par jointure attributaire sur le champs d'identification des bâtiments.

4 Résultats et interprétation critique

4.1 Masques de végétation

4.1.1 Seuillage des indices de végétation

Le SAVI et l'EVI sont deux indices qui dépendent de paramètres supplémentaires au bandes spectrales. Le SAVI demande une variable L qui dépend du taux de couverture arborée au sol. L'indice a été calculé avec plusieurs valeurs pour le facteur L sans grandes différences observées dans les résultats. L'indice a donc été calculé avec une valeur de L à 0,5, cette valeur revenant dans la littérature scientifique comme la valeur par défaut et étant la valeur utilisée pour le calcul d'indice par l'OrfeoTool-Box ou encore ArGIS Pro. L'EVI comprends également des valeurs par défaut, pour le capteur MODIS, qui semblent être généralement réutilisées pour les autres capteurs et dans les boîtes à outils des logiciels de SIG (ArcGIS Pro). Les valeurs utilisées sont donc celles par défaut : G=2, C₁=6, C₂=7,5 et L=1.

Les seuils de végétation définis pour le NDVI, le SAVI et l'EVI sont détaillés dans la table 4.1) Ces seuils ont été déterminés à l'aides des statistiques zonales réalisées à partir de polygones de vérité terrain photo-interprétés, pour chaque indice (table 4.2).

L'indice de NDVI varie de 0,69 à 1 pour les classes « végétation » et elles présentent un 10^{ème} centile égal à 0,79 et une 90^{ème} centile égal à 0,96. La classe « bâtiment » chevauche l'intervalle min/max de la végétation avec une valeur maximale de 0,76. Ce chevauchement ne se retrouve pas lorsqu'on observe les percentiles à 10 et 90. La classe « ombre » présente des statistiques similaires à la végétation. Sa moyenne et sa médiane sont proches de 1, indiquant une saturation de l'indice. Ses valeurs minimales et maximales sont respectivement égales à 0,08 et 1 et ses percentiles à 10 et à 90 sont égaux à 0,77 et 1. Ces deux plages chevauchent les valeurs de végétation. Le seuil de végétation a été placé à 0,69, en prenant en compte la possibilité que quelques bâtiments (moins de 10%) apparaissent dans le masque de végétation.

L'indice de SAVI varie de 0,29 à 0,86 pour les classes « végétation » et elles présentent un 10^{ème} centile égal à 0,41 et une 90^{ème} centile égal à 0,74. La classe « bâtiment » chevauche l'intervalle min/max de la végétation avec une valeur maximale de 0,49. Ce chevauchement ne se retrouve pas lorsqu'on observe les percentiles à 10 et 90. Le seuil de végétation a été placé à 0,29, en prenant en compte la possibilité que quelques bâtiments (moins de 10%) apparaissent dans le masque de végétation.

L'indice d'EVI varie de 0,29 à 1,63 pour les classes « végétation » et elles présentent un 10^{ème} centile égal à 0,48 et une 90^{ème} centile égal à 0,96. L'intervalle min/max de la classe « bâtiment » englobe l'intervalle min/max de la végétation avec une valeur minimale de -0,84 et une valeur maximale de 889. Cependant ce chevauchement ne se retrouve pas lorsqu'on observe les percentiles à 10 et 90. L'EVI n'étant pas un indice normalisé, la végétation a été seuillée avec deux bornes : la borne la plus faible étant 0,29 et la borne la plus haute étant 1,63, toujours en prenant en compte la possibilité que quelques bâtiments (moins de 10%) apparaissent dans le masque de végétation.

Table 4.1 – Seuils des indices de végétation.

index	minimum	maximum
NDVI	0.69	1
SAVI	0.29	1
EVI	0.29	1.27

Table 4.2 – Statistiques des indices de végétation sur les polygones photo-interprétés de vérité terrain par classe d'occupation du sol. En vert, les statistiques liées à la végétation. En orange, les statistiques problématiques vis-à-vis de la végétation.

index	class	mean	med	std	min	max	p10	p90
	high vegetation	0.9	0.91	0.04	0.69	1	0.82	0.95
	low vegetation	0.88	0.90	0.05	0.69	0.94	0.79	0.96
NDVI	building	0.26	0.23	12	0.02	0.76	0.11	0.38
	water	0.06	-0.05	0.28	-0.39	0.98	-0.15	0.57
	shadow	0.94	1	0.12	0.08	1	0.77	1
	high vegetation	0.55	0.57	0.10	0.29	0.8	0.41	0.68
	low vegetation	0.63	0.66	0.11	0.33	0.86	0.46	0.74
SAVI	building	0.12	0.11	0.07	0.01	0.49	0.05	0.14
	water	0.01	0	0.03	-0.04	0.13	0	0.03
	shadow	0.04	0.04	0.02	0	0.13	0.02	0.07
	high vegetation	0.7	0.71	0.17	0.29	1.27	0.48	0.92
	low vegetation	0.79	0.82	0.12	0.46	1.63	0.6	0.96
EVI	building	0.28	0.16	12	-0.84	889	0.07	0.24
	water	0.01	0	0.03	-0.03	0.14	0	0.03
	shadow	0.04	0.03	0.01	0	0.11	0.02	0.06

4.1.2 Comparaison des masques de végétation

Le tableau 4.3 synthétise les résultats de comparaisons entre les masques de végétation. De manière générale tous les masques réussissent à détecter une majorité d'arbres au sein de la couche de vérité terrain. La couche qui a détecté le plus d'arbres est celle issue du NDVI (90,2%) suivie par Urbantools (77,9%), le SAVI (74,4%) et pour finir, l'EVI (71,8%). Le NDVI ne semble cependant pas être capable différencier la végétation de l'ombre (figure 4.1b), en comparaison aux autres couches qui n'ont pas cette difficulté (figure 4.1c). Le masque qui discrimine le mieux les bâtiments est le masque Urbantools (seulement 2,9%), suivi par le NDVI et le SAVI (4% et 5,9%) puis l'EVI (10,9%), on notera par ailleurs que le pourcentage de bâtiments est pratiquement toujours en dessous de 10% comme observé dans le tableau 4.2, ce à l'exception de l'EVI qui présente 10,9% de bâtiments au sein de son masque. Enfin, le masque Urbantools est celui qui à la surface la plus faible, compte tenu de la proportion d'arbre détectée, on peut estimer qu'elle détecte moins de sol nu et d'eau que les autres masques. Urbantools semble générer le masque le plus performant pour la détection de végétation. Les indices de végétation, paramétrés de cette manière, sont moins performants de manière générale mais le SAVI semble être un bon compromis entre le NDVI et l'EVI.

Couche	Arbres détectés (%)	Bâtiments sur la couche (%)	Discrimination des ombres	Surface de la couche (Ha)
NDVI	90,2	4	non	5398
SAVI	74,4	5,9	oui	4152
EVI	71,8	10,9	oui	7369
Urbantools	77,9	2,9	oui	4063



(a) Image Pléiades en fausses couleurs.

(b) Masque de NDVI.



Figure 4.1 – Exemple de comparaison des masques de végétation sur une zone ombragée.

4.2 Estimation de l'erreur du Modèle Numérique de Terrain

4.2.1 Erreur sur les bâtiments

Le nuage de point en figure 4.2a montre la comparaison entre la hauteur de référence des bâtiments et la hauteur des bâtiments sur le MNH. Il révèle une corrélation entre les deux axes avec un rapport 1 à 1. Cette corrélation semble être meilleure pour les hauteurs de 20 à 90 mètres sur l'axe de la référence. En dessous, la densité de points sur l'axe x = y est moins importante. On observe un grande proportion de bâtiments haut de 0 à 20 mètres dans la réalité qui affiche une hauteur supérieure aux hauteurs observées sur le MNH, jusqu'à 30 mètres de différence si l'on exclu les valeurs « extrêmes » sur l'axe des ordonnées. Au dessus de 90 mètres, on observe une forte tendance pour le MNH à sous-évaluer la hauteur des bâtiments. Après vérification sur QGIS, ces bâtiments sont souvent des structures isolées, comme la tour Eiffel, ou des bâtiments ayant été construits entre la date de la vérité terrain et la date de l'acquisition des images Pléiades, comme la tour BPCE prise en exemple dans la partie « méthode ».



(a) Comparaison de la hauteur réelle (b) Histogramme des différences de (c) Histogramme des différences de des bâtiments à leur hauteur sur le hauteur négatives. Le quantile à 0.99 hauteur positives. Le quantile à 0.99 a MNH. Les bâtiments supérieurs à a été retiré pour améliorer la lisibilité. été retiré pour améliorer la lisibilité.
120 mètres ont été retirés du graphiques pour améliorer sa lisibilité.

Figure 4.2 – Estimation de l'erreur du MNH sur les bâtiments. Les valeurs « NO DATA » ont été supprimées du jeu de données. L'histogramme des différences de hauteur négatives (figure 4.2b) montre une erreur maximale à environ 7 mètres. 70% des bâtiments sous-évalués se situent à moins 2 mètres de différence entre le MNH et la vérité terrain. L'histogramme des différences de hauteur positives (figure 4.2c) montre une erreur maximale à environ 18 mètres et environ 60% des bâtiments sur-évalués se situent à moins 2 mètres de différence entre le MNH et la vérité terrain. En comparant les deux erreurs, on observe une erreur positive plus forte, ce qui vient confirmer l'observation faite sur le nuage de points : le MNH a tendance a être plus haut que la réalité. L'erreur moyenne du MNH sur bâtiments est de 0,74 mètre avec un écart type de 4,1 mètres.

4.2.2 Erreur sur les arbres sans correction

Le nuage de point en figure 4.3a montre la comparaison entre la hauteur de référence des arbres (localisés tel que sur la vérité terrain) et leur hauteur sur le MNH. On remarque en premier l'effet striée que prennent les données sur l'axe vertical, cela est dû au champ de hauteur de la couche de vérité terrain dont les valeurs ont été renseignées sous la forme d'entiers. Les points semblent suivre grossièrement l'axe x = y mais leur densité semble moins marquée que sur le nuage de points des bâtiments (figure 4.2a). On observe une quantité importante de points référencés à une hauteur entre 0 et 20 mètres ayant une hauteur bien plus importante sur le MNH, entre 40 et 120 mètres. L'histogramme des différences de hauteur négatives (figure 4.3b) montre une erreur maximale à environ 11 mètres. 60% des arbres sous-évalués se situent à moins 2 mètres de différence entre le MNH et la vérité terrain. Tandis que l'histogramme des différences de hauteur positives (figure 4.3c) montre une erreur maximale à environ 25 mètres ; environ 60% des arbres sur-évalués se situent à moins 6 mètres de différence entre le MNH et la vérité terrain. En comparant les deux erreurs, on observe une erreur positive plus forte, donnée en accord avec le nuage de points. L'erreur moyenne du MNH sur les arbres est de 4,8 mètres avec un écart type de 7,2 mètres.

Les différences importantes observées sont en partie dues aux bâtiment adjacent à certains arbres. Comme expliqué dans la partie « méthode », si un bâtiment déborde dans le tampon de calcul de la valeur de hauteur maximale d'un arbre, cette valeur va prendre celle du bâtiment adjacent. Il en va de même lorsque plusieurs arbres de hauteurs différentes sont très proches.



(a) Comparaison de la hauteur réelle
(b) Histogramme des différences de
(c) Histogramme des différences de
des arbres à leur hauteur sur le MNH. hauteur négatives. Le quantile à 0.99 hauteur positives. Le quantile à 0.99 a été retiré pour améliorer la lisibilité.

Figure 4.3 – Estimation de l'erreur du MNH sur les arbres sans correction. Les valeurs de hauteur égales à « 0 » ont été supprimées du jeu de données vérité terrain.

4.2.3 Erreur sur les arbres avec correction

Le nuage de point en figure 4.4a montre la comparaison entre la hauteur de référence des arbres après détection de la cime et leur hauteur sur le MNH. Les données partagent le même effet strié sur l'axe vertical que pour le résultats des arbres sans recalage. Les points sont plus dense sur l'axe de rapport x = y et la majorité des valeurs, comprises entre 0 et 40 mètres sur la référence, le sont aussi sur le MNH. L'histogramme des différences de hauteur négatives (figure 4.4b) montre une erreur maximale à environ 8 mètres. 60% des arbres sous-évalués se situent à moins 1 mètre de différence entre

le MNH et la vérité terrain. L'histogramme des différences de hauteur positives (figure 4.4c) montre une erreur maximale à environ 12 mètres ; et environ 60% des arbres sur-évalués se situent à moins 1 mètre de différence entre le MNH et la vérité terrain. En comparant les deux erreurs, on observe une erreur positive et une erreur négative à peu près équivalentes, ce qui est en accord avec le nuage de points. L'erreur moyenne du MNH sur les arbres est de 0,7 mètres avec un écart type de 3,5 mètres.

Ces résultats montrent les effets du calcul de distance permettant de mieux détecter la cime des arbres à partir des observations terrain. Les valeurs extrêmes observées dans les résultats pour les arbres sans correction ont disparues. Il est toutefois possible de critiquer la méthode sur le fait que les points de références ont, en partie, été calculés sur la base du MNH que l'on souhaite validé. Malgré ce biais, le résultats obtenus se rapprochent de ces sur les bâtiments, couche totalement indépendante du MNH. Sur la base de ces résultats, on peut que la majorité des données de vérité terrain (entre 60 et 80%) se situent à moins de 2 mètres d'erreur. Les indices de canopés ont donc été calculés en prenant compte de cette erreur sur la hauteur.



(a) Comparaison de la hauteur réelle
(b) Histogramme des différences de
(c) Histogramme des différences de
des arbres à leur hauteur sur le MNH. hauteur négatives. Le quantile à 0.99 hauteur positives. Le quantile à 0.99 a été retiré pour améliorer la lisibilité.

Figure 4.4 – Estimation de l'erreur du MNH sur les arbres avec correction. Les valeurs de hauteur égales à « 0 » ont été supprimées du jeu de données vérité terrain.

4.3 Indice de canopée

4.3.1 Sensibilité de l'indice

Afin de déterminer l'erreur générée par la méthode sur le calcul de l'indice de canopée, sa sensibilité au masque de végétation utilisée pour le calculer a été calculée. Le tableau 4.4 montre un indice variable de 25,4% (SAVI) à 33,6% (NDVI) pour une hauteur de canopée de plus de 3 mètres de hauteur, donc un écart de 8,2%. Sachant que la valeur retenue comme la plus fiable serait celle de Urbantools, égale à 26,3%. De la même manière, on observe un minimum de 21,3% (SAVI) et un maximum de 28,4% (NDVI) pour une hauteur de canopée de plus de 5 mètres, donc un écart de 7,1% avec une valeur d'indice de canopée à 22,6% pour Urbantools. À 8 plus de mètres, l'indice de canopée de Urbantools est à 16,9% et les valeurs minimale et maximales sont respectivement de 16,1% (SAVI) et de 21,7% (EVI), avec une différence de 5,6%. L'indice de canopée être très sensible au masque de végétation utilisé pour le calculer, la méthode pour le calculer se doît d'être la plus précise possible.

Hauteur de canopée	NDVI (%)	SAVI (%)	EVI (%)	Urbantools (%)
+3m	33,6	25,4	33,1	26,3
+5m	28,4	21,3	28	22,6
+8m	20,8	16,1	21,7	16,9

Table 4.4 – Sensibilité de l'indice de canopée à la couche de végétation. L'indice de canopée a été calculé sur la surface de la commune.

La sensibilité de l'indice a aussi été calculée par rapport au MNH, sur la base du masque de végétation Urbantools. L'indice a été calculé aux 3 hauteurs de canopée avec une erreur sur la hauteur de 1 mètre et de 2 mètres. Le tableau 4.5 montre une différence d'environ 1,9% sur l'indice de canopée pour une différence de 1 mètres et d'environ 3,7% pour une un différence de 2 mètres, indépendemment de la hauteur de canopée. L'erreur à 2 mètres a été celle prise en compte pour les calculs d'indice de canopée en fonction des zonages.

Hauteur de canopée	-2m (%)	-1m (%)	Urbantools (%)	+1m (%)	+2m (%)
+3m	29,4	28,1	26,3	24,4	22,6
+5m	26,3	24,4	22,6	20,7	18,8
+8m	20,7	18,8	16,9	14,9	13

Table 4.5 – Sensibilité de l'indice de canopée à la hauteur. L'indice de canopée a été calculé sur la surface de la commune.

4.3.2 Résultats par zonages

En 2019, l'APUR avait calculé un indice de canopée à plus de 3 mètres de hauteur pour l'année 2015 à 21% et à 15% sur la surface de la commune, respectivement avec et sans les bois de Vincennes ou de Boulogne. Cette donnée a été référencée dans le tableau 4.6, aux cotés des calculs d'indice de canopée pour l'année 2022, calculés à partir de l'acquisition Pléiades du 25 septembre de la même année. L'indice a été calculé à des canopées de plus de 3 mètres, 5 mètres et 8 mètres comme demandé par la ville de Paris. En 2022, la canopée à plus de 3 mètres de hauteur serait comprise entre 15,4% et 19,9% sans les bois parisiens et serait comprise entre 22,6% et 29,6% avec ces derniers. Cela équivaudrait à une augmentation de la végétation d'entre 1,4% et 4,9% sans les bois et d'entre 1,6% et 8,8% avec les bois entre 2015 et 2022. Afin de confirmer ces chiffres il faudrait calculer l'indice de canopée à l'aide d'images Pléiades de 2015. Cela permettrait également d'estimer la précision du calcul d'indice de canopée par rapport à la méthode utilisée par l'APUR en 2015 à partir d'images aériennes. Concernant la hauteur de canopée, on observe une baisse de l'indice en fonction de l'augmentation de la hauteur de canopée. De 3 à 5 mètres, l'indice perd 2,5% sans les bois et perd 3,7% avec. De 3 à 8 mètres, il perd 6,2% sans les bois et perd 9,4% avec. On peut en déduire que la canopée parisienne comporte environ 65% d'arbres à une hauteur de plus de 8 mètres, ce qui est encourageant car les arbres à plus de 8 mètres sont considérés comme faisant partie de la trame arborée fonctionnelle.

Source	Année	Hauteur de canopée	Avec bois (%)			Sans bois (%)		
			-2m	Indice	+2m	-2m	Sans bois	+2m
APUR	2015	+3m	-	21	-	-	14	-
Urantools	2022	+3m	29,4	26,3	22,6	19,9	17,9	15,4
Urbantools	2022	+5m	26,3	22,6	18,8	17,9	15,4	12,9
Urbantools	2022	+8m	20,7	16,9	13	14,2	11,7	9,2

Table 4.6 – Indices de canopée calculé par classes de hauteur en fonction du zonage avec ou sans bois.

Les cartes d'indice de canopée par arrondissent en figure 4.5 sont basées sur le tableau 4.7. Ces cartes montrent les disparités entre arrondissements quand à leur taux de végétalisation. Indépendemment de la hauteur de canopée, on remarque une disparité entre les arrondissements du centre de Paris et ceux en bordure avec une végétalisation plus importante vers l'extérieur. On remarque également

que l'erreur absolue sur la hauteur lié au MNH est plus élevée dans les arrondissement plus vastes, en bordure de la commune. Au contraire, les arrondissement du centre présente une erreur très faible, l'indice de canopée y est précis. À plus de 3 mètres de hauteur, les 2^{ème}, 3^{ème} et 9^{ème} arrondissements présentent moins de 10% de canopée. Tandis que cette liste s'allonge à pratiquement la totalité des arrondissements au nord de la commune quand regarde la canopée à plus de 8 mètres. À l'inverse, les 12^{ème} et 16^{ème} arrondissements présentent des indices de canopée pratiquement toujours à plus de 40%, phénomène expliqué par les présence des bois de Boulogne et de Vincennes.







(b) Indice de canopée à plus de 5 mètres de hauteur.



(c) Indice de canopée à plus de 8 mètres de hauteur.

Figure 4.5 – Indice de canopée par arrondissements.

Arrond.	Indice de canopée 3m (%)			Indice de canopée 5m (%)			Indice de canopée 8m (%)		
	-2m	Urbantools	+2m	-2m	Urbantools	+2m	-2m	Urbantools	+2m
1er	13,1	11	8,5	11	8,5	6,6	7,5	5,7	4,1
2ème	2,7	2,6	2,4	2,6	2,4	2,1	2,3	2	1,7
3ème	8,3	7,6	6,8	7,6	6,8	5,8	6,4	5,2	3,9
4ème	12,3	11,9	11,1	11,9	11,1	9,8	10,5	9,1	7,7
5ème	20,1	17,8	15,4	17,8	15,4	13,1	14,3	12	9,8
6ème	16,7	15	13,4	15	13,4	11,6	12,5	10,6	8,4
7ème	24,3	21,3	18,3	21,3	18,3	15,7	17	14,4	11,6
8ème	14	13	12	13	12	10	11	10	8
9ème	5,8	5,4	5	5,4	5	4,4	4,7	4	3,2
10ème	11	10,1	9,1	10,1	9,1	8	8,6	7,4	6,1
11ème	14,3	13,1	11,3	13,1	11,3	9,3	10,3	8,2	6
12ème	53,9	48,3	41,8	48,3	41,8	35	38,5	31,3	23,7
13ème	21,6	19,4	16,3	19,4	16,3	13,2	14,7	11,7	8,8
14ème	28,7	25,3	21,3	25,3	21,3	17,5	19,4	15,6	12
15ème	19,9	17,5	14,6	17,5	14,6	11,9	13,2	10,7	8,3
16ème	49,5	44	37,2	44	37,2	30,6	34	27,2	20,1
17ème	16,6	14,9	12,9	14,9	12,9	10,8	11,9	9,8	7,7
18ème	16,7	14,9	12,8	14,9	12,8	10,9	11,8	9,9	8
19ème	26,1	24,1	20,9	24,1	20,9	17,9	19,4	16,4	13,3
20ème	27,7	24,9	21,4	24,9	21,4	17,9	19,6	16,1	12,7

Table 4.7 – Cartes des indices de canopée par arrondissement.

4.4 Détection des toitures végétalisées

La détection des toitures végétalisées montre des résultats intéressants. L'exemple en figure 4.6a montre l'emprise des toitures végétalisées, en vert, sur un fond d'image Pléiades en fausse couleurs (V, R, PIR) qui permet de faire ressortir la végétation en rouge et les infrastructures en cyan. La figure 4.6b montre la même image, masqué par l'emprise des bâtiments auxquels un tampon négatif de 2,5m a été appliqué. On peut y voir que la plupart des zones en rouge, en théorie de la végétation, correspondes aux zones vertes de l'image adjacente. La détection des toit végétalisés semble fonctionner au vue des analyses par photo-interprétation, cependant il serait intéressant de confirmer ces observations à l'aide d'un jeu de données de vérité terrain. Un tel jeu de données n'existe pas pour le moment.



(a) Les toitures végétalisées sont représentées en vert.

(b) Image Pléiade sur l'emprise des bâtiments avec buffer inversé en bordure de voirie.

Figure 4.6 – Exemple de toitures végétalisées sur un fond Pléiades en fausses couleurs. © CNES 2022, Distribution Airbus DS, tous droits réservés. Usage commercial interdit.

5 Conclusion et perspectives

L'objectif de ce stage était de développer une méthode de calcul d'indice de canopée à l'aide d'images satellites Pléiades à haute résolution spatiale. Différentes approches on été testées et comparées afin de porter conseil à la ville de Paris. Cette dernière souhaite mettre en oeuvre des moyens pour augmenter sa surface de végétation de 2% d'ici l'horizon 2030 et s'intéresse à la pertinence de l'utilisation de données spatiales pour une actualisation régulière de ses données sur la végétation urbaine.

L'indice de canopée a donc été calculé sur l'emprise de la commune dans plusieurs configurations de zonages. Afin d'estimer la sensibilité de celui-ci à la méthode, des calculs d'erreur ont été réalisés pour estimer la précision des résultats obtenus. Une méthode a également été développée pour la détection automatique des toitures végétalisées sans qu'elle ne puissent être validée par de la donnée terrain.

La méthode développée pour le calcul de l'indice de canopée fait intervenir plusieurs masques de végétation calculés par indices spectraux à partir des bandes mutli-spectrales des images Pléiades ou générés par classification d'occupation du sol par apprentissage profond sur ces mêmes images. Les indices spectraux sélectionnés, le NDVI, le SAVI et l'EVI ont eu de moins bonnes performances pour détecter la végétation en ville, en comparaison avec la classification par apprentissage profond, Urbantools. Un de ces indices, l'EVI, mériteraient plus de recherches pour être mieux calibrer sur une image Pléiades, étant donné de sa performance faible en dépit de sa réputation. L'estimation de l'erreur du modèle numérique de hauteur utilisé pour délimiter la végétation haute a montré une erreur de plusieurs mètres sur les infrastructures et les arbres. Selon les résultats, le MNH aurait tendance à se surélever dans les hauteurs les plus basses et à s'écraser sur les grandes hauteurs. Au final, l'indice canopée calculé à partir de données spatiales semble être très variable en fonction à la méthode utilisée, une comparaison avec l'indice de canopée en 2015 réalisé par l'APUR à l'aide d'images Pléiades de la même année, serait un bon moyen de mesurer la performance de l'outil développé. Le suivi de la végétation dans le temps à l'aide d'imagerie spatiale serait aussi une perspective d'évolution intéressante pour ce projet, même si le calcul de l'indice est moins fiable que par imagerie photo-aérienne, des tendances pourraient s'observer en comparant des séries temporelles.

Plusieurs améliorations permettraient d'augmenter les performances du calcul d'indice. Une limite n'ayant pas été évoquée jusqu'à la est l'absence de masques de nuages, des zones floutées (zones défense) et de valeurs aberrantes (généré par Bulldozer dans ses dernières versions). L'implémentation des ces masque permettraient d'ignorer les zones sources d'erreurs où la canopée n'est pas détectable et de réduire des erreurs de détection de la végétation et de modélisation du MNH. La mise à jour d'Urbantools avec un nouveau corrélateur utilisable par CARS et une mise à jour de Bulldozer, qui ajoute de la robustesse aux bruits du MNS, permettrait de grandement améliorer la précision de MNH responsable du seuillage de la canopée. La couche de vérité terrain sur les arbres a également été un frein à l'estimation de l'erreur sur le MNH, bien que la position de l'emplacement des arbres soit précises, les informations liées à la hauteur le sont très peu (la méthodologie de mesure de la hauteur étant très approximatives). Un potentiel croisement avec d'autres données : aéroportées, mesures plus précises sur le terrain pourrait sublimer l'utilisation de la données spatiale pour le calcul d'indice de canopée. Une amélioration conséquente des performance de détection de la canopée urbaine pourrait être possible grâce au traitement d'images Pléiades-Néo, offrant une résolution plus fine (30cm) et plus de bandes spectrales (red-edge).

D'un point de vue personnel, ce stage au sein du Lab'OT au CNES a été l'opportunité de travailler et de développer mes compétences aux cotés d'une équipe d'experts en observation de la Terre, la pluralité des spécialité au sein de l'équipe y favorise l'entraide et le partage de connaissances. Le sujet du stage porte sur une thématique importante pour le développement d'une métropole durable face aux enjeux des changements climatiques et de l'impact de l'augmentation densité de la population. Mes compétences techniques et théoriques ont été y ont été stimulés et je termine ce stage avec une idée plus claire des interactions entre les collectivités et les fournisseurs de services dans le but de planifier un plan d'action pour un meilleur futur.

Bibliographie

- Crombette, P. (2016, mai 13). Contribution des technologies satellitaires Pléiades à l'étude des trames vertes urbaines : entre maintien des connectivités écologiques potentielles et densification des espaces urbains (thèse de doct.). Université Toulouse le Mirail Toulouse II. Récupérée 5 septembre 2023, à partir de https://theses.hal.science/tel-01503506
- Evangelides, C., & Nobajas, A. (2020). Red-Edge Normalised Difference Vegetation Index (NDVI705) from Sentinel-2 imagery to assess post-fire regeneration. *Remote Sensing Applications : Society and Environment*, *17*, 100283. https://doi.org/10.1016/j.rsase.2019.100283
- Hedhli, I., Moser, G., & Zerubia, J. (2017). Nouvelle Méthode en Cascade pour la Classification Hiérarchique Multi-Temporelle ou Multi-Capteur d'Images Satellitaires Haute Résolution. *Revue Francaise de Photogrammetrie et de Teledetection*, 2018. https://doi.org/10.52638/rfpt.2018.301
- Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E. P., Gao, X., & Ferreira, L. G. (2002). Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 83(1), 195-213. https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00096-2
- Huete, A. R. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25(3), 295-309. https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90106-X
- Huete, A. R., Liu, H. Q., Batchily, K., & van Leeuwen, W. (1997). A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS. *Remote Sensing of Environment*, *59*(3), 440-451. https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00112-5
- Leff, M. (2016). The sustainable urban forest.
- Lucidarme, A. (2020). Essai de méthodes d'analyses spatiales et temporelles de la canopée végétale métropolitaine avec proposition d'outils pour la mise en place d'une politique métropolitaine de l'arbre (thèse de doct.).
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS [NTRS Author Affiliations : Texas A&M Univ. NTRS Report/Patent Number : PAPER-A20 NTRS Document ID : 19740022614 NTRS Research Center : Legacy CDMS (CDMS)]. Récupérée 24 août 2023, à partir de https://ntrs.nasa.gov/citations/19740022614
- Somvanshi, S. S., & Kumari, M. (2020). Comparative analysis of different vegetation indices with respect to atmospheric particulate pollution using sentinel data. *Applied Computing and Geosciences*, 7, 100032. https://doi.org/10.1016/j.acags.2020.100032
- U.S. Department of Agriculture, Forest Service. (2019). *Urban tree canopy assessment : A community's path to understanding and managing the urban forest.*
- Ville de Paris. (2021). Plan Arbre : Les actions de Paris pour l'arbre et la nature en ville. Récupérée 1 septembre 2023, à partir de https://cdn.paris.fr/paris/2021/12/13/daf6cce214190a66c7919b34989cf1ed. pdf

Webographie

- APUR. (2023). Catalogue de données. Récupérée 3 août 2023, à partir de https://geocatalogue.apur. org/catalogue/srv/fre/catalog.search#/metadata/28f07fd4-937b-4489-9331-90b4602d8cab
- CNES. (2015, avril 24). *Système* [Pleiades]. Récupérée 2 août 2023, à partir de https://pleiades.cnes.fr/ fr/PLEIADES/Fr/GP_systeme.htm
- Dinamis. (2023). *Images Pléiades*. Récupérée 1 août 2023, à partir de https://dinamis.data-terra.org/ pleiades/
- European Environment Agency. (2023). *How green are european cities*? *green space key to well-being* – *but access varies*. Récupérée 28 juillet 2023, à partir de https://www.eea.europa.eu/highlights/ how-green-are-european-cities
- Sykas, D. (2023). SAVI and NDVI spectral index comparison [GIS and earth observation university]. Récupérée 24 août 2023, à partir de https://www.geo.university/pages/savi-and-ndvi-spectralindex-comparison
- The IDB Project. (2023). *IDB Index : Enhanced Vegetation Index*. Récupérée 5 septembre 2023, à partir de https://www.indexdatabase.de/db/i-single.php?id=16