

MASTER 2
Observation de la Terre et Géomatique
2024 - 2025

**MISE EN ŒUVRE D'UN SYSTEME
D'INFORMATION GEOGRAPHIQUE DES JARDINS
NOURRICIERS DE L'EMS**

Alhassane TAMBADOU

Septembre 2025

Structure d'accueil : Zone Atelier Environnementale Urbaine
Faculté de Géographie et d'Aménagement de Strasbourg
3 Rue de l'Argonne, 67000 Strasbourg

Maître de stage : Mme Sandrine GLATRON
Laboratoire interdisciplinaire en études culturelles - LinCs
UMR7069 CNRS-Université de Strasbourg
5 All. Du Général Rouvillois, 67000 Strasbourg

Tuteur universitaire : Mme Anne PUISSANT
Laboratoire Image, Ville, Environnement
UMR7362 CNRS-Université de Strasbourg
3, rue de l'argonne F-67000 Strasbourg

Remerciements

Au terme de ce travail de recherche, je tiens à exprimer ma profonde gratitude envers toutes les personnes qui ont contribué, de près ou de loin, à la réalisation de ce mémoire, fruit de plusieurs mois de travail.

*Mes premiers remerciements vont naturellement à ma famille, pilier indéfectible de mon parcours. À ma mère, **Mariame**, pour son amour inconditionnel, ses encouragements constants, ses prières et ses sacrifices qui m'ont permis de poursuivre mes études jusqu'à ce niveau. À ma grande sœur **Bintou**, pour son soutien moral inestimable et sa présence réconfortante dans les moments de doute, la personne qui m'a toujours encouragé à aller de l'avant dans les études et m'a toujours soutenu dans mes décisions. À notre aîné, **Alhadji (Souleymane)**, pour ses conseils avisés et son exemple inspirant qui m'ont guidé tout au long de ce parcours académique.*

*Je tiens à exprimer ma sincère reconnaissance à **Mme Anne PUISSANT**, mon encadrante technique, pour son expertise, sa disponibilité et ses orientations méthodologiques précieuses qui ont grandement enrichi ce travail. Mes remerciements s'adressent également à **Mme Sandrine GLATRON**, mon encadrante au sein du laboratoire, pour son accompagnement scientifique rigoureux, ses relectures attentives et ses conseils pertinents qui ont permis d'affiner cette recherche. Merci également au professeur **Pierre Alexis HERRAULT** et à tous les professeurs de ce prestigieux master pour tout le savoir et les compétences transmis.*

Enfin, je voudrais remercier mes amis, de près ou de loin, pour leur bienveillance, leurs encouragements, pour tous les moments de convivialité, de partages et d'entraides partagés ensemble.

À tous, merci infiniment.

Liste des abréviations

CNES : Centre Nationale d'Etudes Spatiales

EEA : European Environment Agency – Agence Européenne pour l'environnement

FIJF : Fédération Internationale des Jardins Familiaux

GLCM : Grey Level Co-occurrence Matrix – Matrice de Co-occurrence des niveaux de gris

GRVI : Green Red Vegetation Index – Indice de Végétation Vert-Rouge

LiDAR : Light Detection And Ranging

MSAVI : Modified Soil Adjusted Vegetation – Indice de Végétation Ajusté du Sol

MSAVI 2 : Modified Soil Adjusted Vegetation 2 – Indice de Végétation Ajusté du Sol 2

NDVI : Normalized Difference Vegetation Index – Indice de Végétation par Différence Normalisée

ORFEO : Optical and Radar Federated Earth Observation

SIG : Système d'Information Géographique

Table des matières

Remerciements	2
Liste des abréviations	3
Table des matières	4
Table des figures :	7
1 Introduction.....	8
1.1 La Zone Atelier Environnemental Urbaine : cadre scientifique de la recherche.....	10
1.1.1 L'agriculture urbaine comme axe de recherche.....	10
1.2 Contexte et Problématique de l'étude.....	10
2 Etat de l'art.....	13
2.1 Les jardins urbains productifs : définitions, typologie et enjeux spatiaux	13
2.1.1 Diversité des jardins	13
2.1.2 Enjeux spatiaux et défis cartographiques.....	14
2.2 Télédétection et détection de la végétation urbaine productive :	15
2.2.1 Evolution des technologies de télédétection pour l'agriculture urbaine.....	15
2.2.2 Indices de végétation et spécificités de l'environnement urbain	15
2.2.3 Analyse de textures et caractérisation des jardins.....	15
2.3 Approche de classification et analyse orientée objet	16
2.3.1 Limitation des approches pixel et émergence des méthodes orientées objet	16
2.3.2 Application de l'OBIA à la cartographie des jardins urbains	16
2.4 Systèmes d'Information Géographique et cartographie interactive	17
2.4.1 Architecture des SIG dédié à l'agriculture urbaine	17
2.4.2 Technologie WEB et Cartographie interactive	17
3 Zone d'étude	18
3.1 Occupation du Sol.....	18
3.1.1 Structure de l'occupation du sol	18
3.1.2 Dynamique d'évolution 2010 – 2021 : artificialisation et mutation territoriale.....	20
3.1.3 L'agriculture urbaine strasbourgeoise : diversité des pratiques potagères.....	20
4 Matériels et Méthodologie de traitements.....	22
4.1 Matériels.....	22
4.1.1 Données raster	22
4.1.2 Données Vecteurs	27
4.2 Méthodologie de traitements	29
4.2.1 Etape 1 : Prétraitement et échantillonnage	29

4.2.2	Etape 2 : Extraction des indices de textures : Indice spectral MSAVI2 comme données de base	30
4.2.3	Etape 2 : Intégration des contraintes géospatiales par masquage :	32
4.2.4	Etape 3 : Segmentation, de l'expérimentation technique à la solution opérationnelle	33
4.2.5	Etape 4 : Extraction d'informations statistiques par Statistiques Zonales.....	34
4.2.6	Etape 5 : Classification basée sur la médiane.....	34
4.2.7	Etape 6 : Post-traitement et validation	34
5	Résultats.....	36
5.1	Analyse de l'indice d'homogénéité sur l'image MSAVI2.....	36
5.2	Application du masque et réduction de la zone d'analyse	37
5.2.1	Catégories d'espaces exclus	37
5.3	Segmentation	38
5.4	Analyse des statistiques zonales calculées sur la segmentation.....	39
5.4.1	Caractérisation statistiques des segments.....	39
5.4.2	Analyse des corrélations et pouvoir discriminant.....	41
5.4.3	Justificatif du choix de la médiane	43
5.5	Classification finale et interprétation	44
5.5.1	Analyse de chaque classe	44
5.6	Validation par vérification terrain	48
5.6.1	Protocole de vérification de terrain	48
5.6.2	Validation positive via le projet RECOLTE :	49
6	Discussions	50
6.1	Force et originalité de la méthodologie	50
6.2	Limites méthodologiques identifiées	50
6.2.1	Limite temporelle mono date.....	50
6.2.2	Résolution spatiale et surface minimale détectable	50
6.2.3	Confusion spectrale entre types de végétation	51
6.2.4	Choix du masquage et de ses implications.....	51
6.3	Discussion des résultats	51
6.3.1	Interprétation des trois classes	51
6.3.2	Validation et fiabilité des résultats.....	52
6.4	Perspective d'amélioration de la méthodologie de détection des jardins privés.....	52
6.4.1	Intégration de l'analyse en séries temporelles	52
6.4.2	Calculs d'indices temporels spécifiques	52
6.4.3	Application de l'intelligence artificielle	52
7	Application WEB d'analyse des données de récoltes.....	54
7.1	Choix techniques et architectures.....	54

7.1.1	Architecture et technologie utilisée	54
7.1.2	Technologies retenues	54
7.2	Développement de l'interface utilisateur	57
7.2.1	Conception de l'interface	58
7.2.2	Système de traitements des données et autres fonctionnalités	58
7.2.3	Difficultés rencontrés	59
7.2.4	Perspectives d'amélioration de l'application	59
8	SIG finale.....	60
	Conclusion	61
	Bibliographie.....	62
	Annexe.....	66

Table des figures :

Figure 1: Types de jardins nourricier de IEMS.....	14
Figure 2: Répartition chiffrée de l'occupation du sol de l'EMS	19
Figure 3: Répartition spatiale de l'occupation du sol de l'EMS.....	19
Figure 4: Bandes spectrales des images Pléiades.....	23
Figure 5: Mosaïques d'images Pléiades vraies couleurs.....	24
Figure 6: Image MSAVI2	25
Figure 7: Hauteur de Végétation	27
Figure 8: Espaces verts	29
Figure 9: Schéma de prétraitement et échantillonnage	30
Figure 10: Schéma de traitement des données	31
Figure 11: Indice spectrale d'homogénéité.....	37
Figure 12: Masque.....	38
Figure 13: Segmentation orientée-objet.....	39
Figure 14: Variable moyenne	40
Figure 15: Variable écart-type.....	41
Figure 16: Variable médiane	41
Figure 17: Matrice de corrélation.....	42
Figure 18: Comparaison du pouvoir discriminant moyenne - médiane.....	42
Figure 19: Robustesse de la médiane.....	43
Figure 20: Classification finale basée sur la médiane.....	44
Figure 21: Classe 1	45
Figure 22: Classe 2.....	46
Figure 23: Classe 3.....	47
Figure 24: Sélection des points de validations	48
Figure 25: Extrait code HTML5	55
Figure 26: Extrait code CSS.....	55
Figure 27: Extrait code JavaScript	56
Figure 28: Interface utilisateur	58
Figure 29: Statistiques intégrés / Contact / Tutoriel.....	59
Tableau 1 : Tableau 2 : Résumé statistique de chaque classe	45
Tableau 2 : Résultat classification.....	45
Tableau 3.....	66
Tableau 4.....	66
Tableau 5.....	66

1 Introduction

Les jardins urbains, qu'ils soient privés, familiaux ou partagés, forment une composante majeure peu documentée des territoires métropolitains contemporains. Ces espaces de culture domestique, hérités de traditions existant depuis plus de cent ans et perpétuellement réinventés, occupent une superficie importante dans le tissu urbain européen. Dewaelheyns *et al.* (2016) estiment que les jardins privés occupent entre 20 et 40% de la superficie totale des zones résidentielles en Flandre, pourcentage confirmé par Cameron *et al.* (2012) pour les villes britanniques et identifiant 23% de couverture jardinée. En France métropolitaine, l'INSEE (2017) révèle que 53% des ménages disposent de jardin tout type confondu, ou de potager (19%). Malgré leur omniprésence, tous les espaces verts métropolitains ont au moins un jardin, certains de ces jardins sont hélas paradoxalement invisibles aux inventaires territoriaux. Alors que des espaces verts publics systématiquement recensés se rejoignent à des terres agricoles recensées au Registre Parcellaire Graphique, les jardins échappent en grande mesure aux données de base officielles. Cette invisibilité trouve en partie sa cause dans leur fragmentation extrême (des millions de parcelles individuelles), leur nature privée empêchant de plein droit la libre consultation, et la faculté pour les propriétaires de refuser la déclaration de cette superficie¹. Les jardins familiaux, même s'ils sont collectivement gérés, font l'objet d'un recensement hétérogène sur les communes. Les jardins partagés, nouvelle forme d'appropriation collective de l'espace métropolitain, n'échappent à aucun inventaire normalisé malgré leur multiplication depuis les années 2000 (Robert-Boeuf, 2019). Cette méconnaissance n'est pas seulement un enjeu. Les jardins urbains servent pourtant à plusieurs fonctions recensées par la recherche scientifique : production alimentaire pour l'autosuffisance des ménages, régulation thermique et hydrologique (Cameron *et al.*, 2012), stockages de biodiversité en milieu bâti, lieux de convivialité et de bon état de santé (Camps-Calvet *et al.*, 2016). Il s'agit de prendre en compte des instruments cartographiques à la mesure de la découverte de cette "infrastructure verte cachée".

Le défi méthodologique de la cartographie des jardins urbains

Le recensement exhaustif des jardins urbains constitue un défi méthodologique capital qui a toujours résisté aux approches conventionnelles. Les approches d'inventaire conventionnées (sondage terrain, recensement administratif, utilisation de la photo-interprétation manuelle) butent sur la portée de la tâche et la diversité des cas. Mathieu *et al.* (2007) ont mis en évidence la limite de la digitalisation manuelle pour mapper les jardins de la ville d'Auckland : travail de 6 mois pour 400 km² de superficie carrée, et limitations de reproductivité et de mis-à-jour. Les approches participatives produisent de la richesse de données mais incomplètes, souscrites aux efforts de la mobilisation des civiles. Parallèlement, Dennis et James (2017), montrent, à travers l'exemple de Great Manchester, que les jardins domestiques constituent une ressource essentielle de donnée sur la santé des populations, même si leur prise en compte dans les bases de données officielles restent limitée.

¹ <https://www.cloture-discount.fr/distriblog/conseils/travaux-jardin-sans-autorisation-autorisations-sanctions/>

C'est à la montée en puissance de Systèmes d'Information Géographique (SIG) associés à des technologies de télédétection que la solution de ces défis sera désormais fondée. Les satellites de haute définition spatiale comme Pléiades (0,5m) ou WorldView (0,3m) apparaissent comme des atouts majeurs pour distinguer la fine structure de tissu urbain et les jardins individuels. L'utilisation d'images satellites à haute résolution et de plateformes accessibles comme Google Earth a ouvert de nouvelles perspectives pour la cartographie de l'agriculture urbaine. Ainsi, Taylor et Lovell (2012) ont montré qu'il était possible d'identifier et de cartographier de manière fiable les jardins de la ville de Chicago grâce à l'analyse de vue aériennes. De leur côté, Grafius et al. (2016) souligne l'importance du choix de l'échelle et de la résolution des données d'occupation du sol dans la modélisation des services écosystémiques urbains, ce qui conditionne la précision avec laquelle on peut détecter les espaces résidentiels tels que les jardins privés nourriciers.

Cependant, la détection automatique des jardins reste difficile. Le brouillard spectral de pelouses de jardin. Les approches récentes combinent données optiques et radar pour améliorer la détection. L'analyse de séries temporelles consiste un moyen pour appuyer la capture de la phénologie (Yan *et al.*, 2018), mélange de données LiDAR pour la végétation 3D de la structure (MacFaden *et al.*, 2012), apprentissage profond pour la détection de patterns (Xu *et al.*, 2017). La création d'un SIG en situation opérationnelle implique de synthétiser ces innovations techniques et les réalités territoriaux.

Vers une approche intégrée combinant télédétection et données participative

Face à la complexité de l'inventaire des jardins urbains potagers, une approche intégrée combinant méthodes automatisées et participatives apparaît comme une voie prometteuse. La télédétection permet une couverture exhaustive du territoire et une détection objective basée sur les réflectances de la végétation. Les données participatives apportent la validation terrain, la caractérisation fine des usages et la dimension sociale indispensable à la compréhension des pratiques jardinières. Cette complémentarité se révèle être importante dans la recherche de jardins privés nourriciers. L'intégration de ces approches dans une chaîne de traitement claire présente plusieurs avantages documentés. Premièrement, elle permet la validation croisée des données, améliorant la fiabilité globale du système (See *et al.*, 2015). Deuxièmement, elle crée une dynamique de science citoyenne mobilisant les habitants dans la production de connaissances sur leur territoire, facteur clé d'appropriation des politiques publiques (Bonney *et al.*, 2016).

Le développement de plateformes numériques facilite cette hybridation méthodologique. Les applications mobiles de collecte de données, les interfaces web de cartographie participative, les API permettant l'intégration de données hétérogènes transforment les SIG en véritable observatoire territorial dynamique. Fritz *et al.* (2017) démontrent avec la plateforme Geo-Wiki² (plus de 20 000 contributeurs) comment mobiliser des milliers de contributeurs pour valider et enrichir des classifications d'occupation du sol. Cette approche collaborative, appliquée aux

² <https://www.geo-wiki.org/>

jardins urbains, pourrait révolutionner notre capacité à inventorier et suivre ces espaces dans le temps.

1.1 La Zone Atelier Environnemental Urbaine : cadre scientifique de la recherche

La ZAEU de Strasbourg appartient au Réseau des Zones Ateliers coordonné par le CNRS. Elle a été créée en 2011 et labélisée par l'INEE (Institut Nationale Ecologique et Environnementale). Elle constitue un dispositif de recherche scientifique unique dédié à l'étude des interactions complexes entre la société urbaine et leur environnement. Créé en 2000, le RZA rassemble 14 zones ateliers en France, chacune constituant un dispositif de recherche interdisciplinaire sur le long terme focalisé sur les interactions entre société et environnement (Bretagnolle *et al.*, 2019).

La ZAEU s'appuie sur une communauté scientifique riche et variée qui travaille ensemble sur les socio-écosystèmes urbains. À Strasbourg, elle regroupe deux laboratoires aux compétences complémentaires : le LIVE (Laboratoire Image Ville Environnement), reconnu pour son expertise en analyse spatiale, télédétection et en géographie urbaine, et le LinCs (Laboratoire interdisciplinaire en études Culturelles), qui apporte une lecture sociologique et anthropologique des dynamiques urbaines. L'échange entre ces deux laboratoires permet d'aborder les questions environnementales de la ville de manière plus complète, en associant les méthodes quantitatives aux approches qualitatives.

Les axes de recherches et d'opérations de la ZAEU s'organisent autour des thématiques suivantes comme rappelé dans le site de la zone atelier :

- L'organisation de l'agriculture urbaine,
- La connaissance et la gestion de la biodiversité urbaine,
- Les effets des processus d'urbanisation (air, sol, eau) sur les milieux,
- La gestion des eaux pluviales, fluviales, de la nappe souterraine,
- Les transitions écologique, économique, démocratique et sociale.

1.1.1 L'agriculture urbaine comme axe de recherche

Depuis des années, l'agriculture urbaine est devenue un axe de recherche prioritaire de la ZAEU, en réponse aux enjeux croissant de souveraineté alimentaire et transition écologique. Cette orientation s'est concrétisée par plusieurs projet de recherches financés, dont RECOLTE, l'objet de notre étude, représente l'aboutissement le plus récent. L'approche développée combine analyse spatiale par télédétection (expertise du LIVE) et enquêtes sociologiques sur les pratiques jardinières (contribution du LinCS), illustrant la valeur ajoutée de l'interdisciplinarité.

1.2 Contexte et Problématique de l'étude

Le SIG du projet RECOLTE dispose déjà d'un inventaire des jardins quasi-exhaustif des jardins collectifs de l'Eurométropole de Strasbourg. Plus d'une centaine de sites de jardins familiaux

sont géolocalisés (surface, nombre de parcelles, associations, gestionnaires). Les 87 jardins partagés recensés par ECO-Conseil sont intégrés avec leurs attributs (nom, description, surface pour certains jardins). L'application WEB RECOLTE, créée pour collecter les données des jardins productifs, n'est toujours pas fonctionnelle. Les collectes se font via des carnets de récolte distribués aux participants (public ou privé) du projet. Cependant, quelques jardins privés sont connus. La connaissance de ces derniers reste non exhaustive. **Les jardins privés représenteraient potentiellement la plus grande surface cultivée du territoire mais restent totalement absents du SIG.**

Cette absence constitue une lacune critique pour plusieurs raisons. Premièrement, les jardins privés pourraient représenter plus de 50 % de la surface jardinée de l'EMS si l'on extrapole les proportions observées dans d'autres métropoles européennes comme Flandre en Belgique (Dewaelheyns *et al.* (2016)), Birmingham, Sheffield au Royaume-Uni (Loram *et al.*, 2007). Deuxièmement, contrairement aux jardins collectifs et partagés facilement identifiables et recensables par enquête administrative, les jardins privés sont dispersés dans les milliers de parcelles résidentielles inaccessibles aux méthodes d'inventaire traditionnelles. Troisièmement, leur invisibilité empêche toute évaluation réaliste du potentiel productif territorial.

La télédétection satellitaire apparaît aujourd'hui comme étant l'une des seules solutions réalistes pour repérer et cartographier les jardins privés productifs à l'échelle de la métropole. Néanmoins, son usage soulève plusieurs difficultés concrètes. La première concerne la détection automatique entre un véritable potager d'une simple pelouse, dont les signatures spectrales peuvent être proches. La deuxième tient aux limites de validation : l'accès direct aux propriétés privées étant impossible, comment s'assurer que les surfaces détectées correspondent bien à des espaces de production vivrière ?

Face à ce contexte, nous avons essayé de poser la problématique suivante : **Comment mettre en œuvre un SIG des jardins de l'EMS en particulier sur Strasbourg, en développant une méthodologie de télédétection capable de détecter les jardins privés, et comment la participation des contributeurs au projet RECOLTE permet-elle de valider la méthodologie ?**

Cette problématique se décline sur deux questions principalement :

- **Question méthodologique :** Quelle combinaison d'indices spectraux et texturaux permet de détecter spécifiquement les jardins privés productifs dans le tissu résidentiel complexe de l'EMS ?
- **Question de validation :** En l'absence d'accès direct aux jardins privés, comment valider les détections en croisant les données de télédétection avec celles déjà obtenues des contributeurs RECOLTE qui documentent leurs propres jardins ?

Les deux hypothèses suivantes sont posées :

- **Hypothèse 1 :** La combinaison de l'indice spectral MSAVI2 avec l'indice textural d'homogénéité permet de discriminer les jardins potagers des autres formes de végétation urbaine.

- **Hypothèse 2 :** Les participants au projet RECOLTE documentant leurs propres jardins via des carnets de notes fournissent des points de contrôles géolocalisés permettant de valider partiellement les détections satellitaires, compensant l'impossibilité d'accéder physiquement à certains jardins privés.

2 Etat de l'art

L'objectif de cet état de l'art est d'examiner les avancées scientifiques et techniques dans le domaine de la cartographie des jardins urbains productifs ou potagers ou nourriciers, en identifiant les méthodologies développées, les outils technologiques mobilisés et les défis méthodologiques. Cette analyse permettra de positionner les approches contemporaines de développement de SIG dédiés aux jardins urbains et d'identifier les perspectives d'innovation dans ce domaine émergent.

2.1 Les jardins urbains productifs : définitions, typologie et enjeux spatiaux

2.1.1 Diversité des jardins

La littérature scientifique révèle une grande diversité dans la définition des jardins urbains productifs. Bell *et al.* (2016) distinguent trois catégories principales basées sur les modalités de gestion et d'accès : les jardins privés individuels, les jardins collectifs organisés (familiaux) et les jardins partagés communautaires. Cette typologie, largement adoptée dans les études européennes, constitue un cadre de référence pour l'analyse spatiale de l'agriculture urbaine.

Les jardins privés (potager ou nourricier) de récolte, situés dans les résidences privées, constituent la catégorie la plus difficile à identifier et à quantifier en raison de leur dispersion dans le tissu urbain et de leur localisation. Speak *et al.* (2015) soulignent que ces jardins représentent pourtant souvent la superficie la plus importante de l'agriculture urbaine.

Les jardins familiaux, définis par la FIJF fondée en 1896 avec plus de 150 associations de JF et 13 000 jardiniers sur l'ensemble du territoire français, correspondent à des parcelles individuelles regroupées sur un terrain collectif, généralement géré par une association. Ces espaces, historiquement liés aux politiques sociales urbaines, présentent une organisation spatiale caractéristique en parcelles géométriques régulières, facilitant leur identification par télédétection (Pourias *et al.*, 2016)

Les jardins partagés, concept plus récent, désigne ces espaces collectifs de production alimentaire gérés par un groupe d'habitants (Basset *et al.*, 2008), souvent dans une démarche de lien social et d'éducation environnementale. Leur organisation spatiale est généralement moins géométrique et plus diversifiée que celle des jardins familiaux posant des défis spécifiques pour leur cartographie automatisée (Consalès *et al.*, 2014).

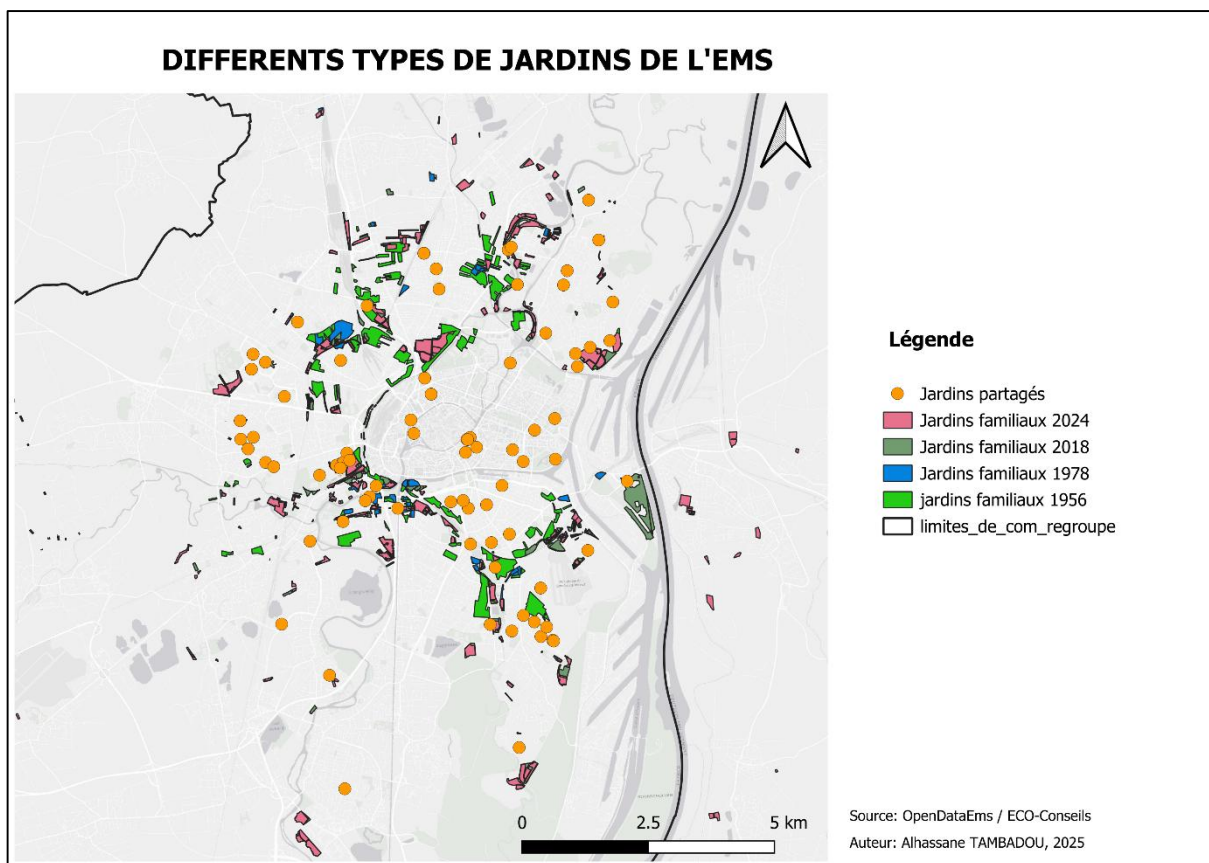


Figure 1: Types de jardins nourricier de IEMS

2.1.2 Enjeux spatiaux et défis cartographiques

La cartographie des jardins potager ou nourricier urbains soulève des défis méthodologiques spécifiques liés à leurs caractéristiques spatiales et spectrales particulières. Taylor et Lovell (2012) identifient trois principales difficultés dans la détection des jardins privés : la petite taille des parcelles, l'hétérogénéité spectrale due à la diversité des cultures, et l'évolution temporelle rapide de l'occupation du sol.

L'intégration des jardins productifs urbains dans les systèmes d'informations, de planification territoriale nécessite une connaissance précise de leur localisation, de leur superficie et de leur apport productif dans un système alimentaire local. Nous avons constaté dans la littérature un manque de connaissances consolidées sur la biodiversité et les services écosystémiques associés à l'agriculture urbaine notamment dans les jardins privés, ce qui limite l'évaluation précise de sa contribution à la sécurité alimentaire et à la biodiversité urbaine (Lin *et al.*, 2015).

Le niveau d'analyse constitue un autre enjeu majeur : les jardins potagers urbains s'analysent à l'échelle de la parcelle individuelle ou associative (quelques m²) mais leur impact se mesure à l'échelle d'un quartier, d'une commune ou de la métropole. Cette multi-échelle (McClintock, 2010) appelle donc des approches méthodologiques capables de rendre compte des dynamiques locales et de produire des synthèses territoriales.

2.2 Télédétection et détection de la végétation urbaine productive :

2.2.1 Evolution des technologies de télédétection pour l'agriculture urbaine

L'application de la télédétection à l'agriculture urbaine a connu une évolution majeure avec l'avènement des satellites à très haute résolution spatiale. Les premiers inventaires de jardins productifs reposaient sur les données de cartographies d'occupation du sol et des photographies aériennes, permettant une estimation globale de leur étendue, mais sans distinction entre jardins productifs et autres espaces verts (Loram *et al.*, 2007).

L'arrivée des satellites commerciaux IKONOS (1999) puis Pléiades (2011) a révolutionné la possibilité de cartographie fine de l'agriculture urbaine. Mathieu *et al.*, (2007) démontrent que ma résolution submétrique de ces capteurs permet l'identification d'objets de quelques mètres carrés, ouvrant la voie à la détection des jardins potagers urbains.

Les données de LiDAR aéroportées constituent une innovation majeure pour la caractérisation tridimensionnelle de la végétation urbaine. L'information de hauteur permet de discriminer efficacement les différents types de végétation (Lefsky *et al.*, 2002), les jardins productifs étant généralement dominés par une végétation de faible hauteur pour la production légumineuse et fruitière à travers les vergers.

2.2.2 Indices de végétation et spécificités de l'environnement urbain

L'intégration d'indices de végétation dans le contexte urbain constitue un axe de recherche majeur. Le NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), largement utilisée en télédétection agricole, présente des limitations en milieu urbain en raison de l'influence du sol nu et des surfaces artificielles (Small, 2011).

Les indices ajustés au sol, notamment le SAVI (Soil Adjust Vegetation Index) de Huete (1988) et ses variantes (MSAVI et MSAVI2), ont été développés pour minimiser l'influence du sol. Qi *et al.* (1994) démontrent que le MSAVI2 présente une sensibilité accrue à la végétation de faible densité, caractéristique des jardins urbains en début de saison ou des cultures maraichères.

L'indice GRVI (Green Red Vegetation Index – Indice de Végétation Vert-Rouge) développé par Motohka *et al.* (2010) montre des performances intéressantes pour la détection de végétation herbacée (végétation basse) en milieu urbain, particulièrement adaptée aux jardins potagers. Cet indice exploite la forte réflectance de la végétation dans le vert pour améliorer la discrimination avec la surface urbaine.

2.2.3 Analyse de textures et caractérisation des jardins

L'analyse de texture constitue un complément essentiel à l'analyse spectrale pour la caractérisation des surfaces hétérogènes en milieu urbain. L'intégration de mesures texturales améliore la classification de parcelles urbaines complexe, ce qui ouvre des perspectives pour l'identification des jardins productifs, souvent organisés en rang ou en géométrie régulière (Chen *et al.*, 2004).

Les indices de textures dérivés de la matrice de co-occurrence (GLCM) permettent de quantifier la variabilité spatiale locale des images. L'homogénéité, l'énergie et l'entropie se révèle particulièrement discriminantes pour identifier des jardins potagers caractérisés par une texture rayée ou géométrique (Haralick *et al.*, 1973).

Franklin *et al.* (2000) montrent que l'intégration d'informations texturales améliore significativement la précision de classification de la végétation forestière au Canada. Bien que leur étude porte sur des forêts canadiens, cette approche pourrait permettre d'améliorer la classification des végétations se trouvant dans les résidences privées.

2.3 Approche de classification et analyse orientée objet

2.3.1 Limitation des approches pixel et émergence des méthodes orientées objet

Les approches de classification pixel traditionnelles montrent leurs limites pour la cartographie des jardins en raison de l'hétérogénéité spectrale intra-classe et des phénomènes de mélange spectral (Myint *et al.*, 2011). Les jardins urbains, composés de multiples éléments (cultures, allées, abris, compost), génèrent une forte variabilité spectrale au sein d'une même parcelle. L'analyse d'images orientée objet (OBIA – Objet-Based Image Analysis) émerge comme une alternative prometteuse pour surmonter ces limitations. Dans leur étude comparative, Myint *et al.* (2011) montrent que les méthodes par pixel atteignent des précisions relativement faibles (63,33% avec analyse discriminante ; 67,60% avec maximum de probabilité), tandis que l'approche orientée objet atteint 90,40%, voire 95,20% sur une image test).

La segmentation d'images constitue l'étape préalable critique de l'OBIA. C'est une étape qui permet regrouper les pixels en des objets homogènes. Elle génère des objets dont la taille et la forme peuvent être ajustées aux caractéristiques des jardins urbains.

2.3.2 Application de l'OBIA à la cartographie des jardins urbains

Plusieurs études démontrent l'efficacité de l'OBIA pour la cartographie des jardins urbains. Mathieu *et al.* (2007) appliquent cette approche à la classification d'images IKONOS pour cartographier les jardins privés en Nouvelle Zélande, atteignant une précision de 90,7% pour la classe « jardins résidentiels », une classe regroupant tous les types de jardins privés. Quant aux autres types de végétations (arbres denses, arbustes, pelouse), leur précision atteint 50 à 63%.

Zhou *et Troy* (2008) démontrent que l'approche OBIA pour la classification de l'occupation du sol urbain à partir d'images à très haute résolution et les données de LiDAR sont très efficaces et peuvent atteindre de bonnes précisions. Leur méthodologie, intégrant la géométrie et le contexte spatial des objets, a permis d'atteindre une précision globale de 92,3%. Les jardins urbains ne sont pas spécifiquement leur objet d'étude, cependant, cette approche illustre le potentiel de l'OBIA de distinguer différents types de végétation et espaces résidentiels.

L'intégration de données auxiliaires (cadastre, zonage urbain) ans les processus OBIA améliore significativement la précision de cartographie. Mathieu *et al.* (2007) montrent que l'utilisation

de masques cadastraux pour contraindre la classification permet de réduire les erreurs de confusion entre jardins privés e espaces verts publics.

2.4 Systèmes d'Information Géographique et cartographie interactive

2.4.1 Architecture des SIG dédié à l'agriculture urbaine

Le développement de SIG spécialisés dans l'agriculture urbaine nécessite une architecture technique adaptée aux spécialités de ce domaine : données multi-sources et multi-échelles, évolution temporelle rapide, besoins d'interactivité et de participation citoyenne (Dubbeling *et al.*, 2010).

L'architecture en couches (layers) constituent le modèle standard pour organiser l'information géographique relative aux jardins urbains. Taylor et Lovell (2012) proposent une structuration en quatre couches principales : localisation des jardins, caractéristiques morphologiques, données de production et contexte socio-économique.

Dans le cadre de notre SIG, différents couchent seront produites et organisées en dossier.

2.4.2 Technologie WEB et Cartographie interactive

Les WebSIG (SIG en ligne) permettant la consultation, l'analyse et la mise à jour collaborative des données sur les jardins urbains. Plusieurs métropoles européennes développent des plateformes participatives où les citoyens peuvent signaler de nouveau jardins ou mettre à jour les informations existantes (Goodchild, 2007). Il a introduit le concept VGI (Voluntered Geografic Information – Production Volontaire d'Information Géographique) via des plateformes existantes à l'époque comme Wikimapia (délimitation des zones et ajout de description).

La géo-visualisation interactive constitue un enjeu majeur pour la valorisation des données sur l'agriculture urbaine. Les tableaux de bord géographiques permettent de combiner cartographie interactive et analyses statistiques (Few, 2006). Transposée au domaine de l'agriculture urbaine, la géo-visualisation interactive offre la possibilité de combiner plusieurs informations au service des gestionnaires des jardins urbains.

3 Zone d'étude

L'Eurométropole de Strasbourg constitue une intercommunalité de référence dans le paysage territorial français. Située au centre-est du département du Bas-Rhin, dans la région de Grand-Est, elle rassemble « 33 communes sur une superficie de 339,95 km² et comptabilise 517 386 habitants en 2022 selon les dernières données disponibles (INSEE, 2025). La métropole présente une densité de population de 1532,5 habitant par km², témoignant de sa fonction de pôle urbain majeur de la région Grand-Est. La ville-centre de Strasbourg concentre 60% de la population métropolitaine, soit environ 291 709 habitants, confirmant son rôle majeur au sein de l'agglomération.

Créée en 1968 sous la forme d'une communauté urbaine puis transformée en Eurométropole le 1^{er} janvier 2015, cette collectivité représente une grande part de la population du département de Bas-Rhin. Elle s'inscrit aussi dans une dimension transfrontalière importante à travers l'Eurodistrict Strasbourg-Ortenau³, qui regroupe 112 communes et près d'un million d'habitants avec l'arrondissement allemand de l'Ortenau et la communauté du Canton d'Erstein.

3.1 Occupation du Sol

3.1.1 Structure de l'occupation du sol

L'analyse de l'occupation du sol de l'Eurométropole de Strasbourg en 2021 révèle une structure territoriale caractéristique d'une métropole européenne mature. Les emprises urbaines représentent la plus grande catégorie dominante avec 40,15% du territoire métropolitain (13 648,47 hectares), témoignant de l'intensité de l'urbanisation sur le territoire strasbourgeois avec 339,85 km².

Les emprises agricoles constituent la seconde composante avec 37,35% de la surface totale (12 694,66 hectares), illustrant la persistance d'une ceinture agricole périurbaine significative malgré la pression urbaine.

Les espaces forestiers et semi-naturels occupent 15,21% du territoire métropolitain (5169,15 hectares). Elles sont concentrées sur la ceinture verte strasbourgeoise et les espaces naturels périphériques. Les surfaces en eau représentent 6,42% de l'espace métropolitain (2182,96 hectares), incluant le Rhin et l'Ill et leurs affluents, ainsi que les plans d'eau et gravières. Enfin, les milieux naturels liés à l'eau occupent une superficie plus restreinte de 0,86% du territoire (293,14 hectares). Elles peuvent correspondre aux zones humides, ripisylves et écosystèmes aquatiques associés.

³ <https://www.eurodistrict.eu/>

Surface	Depuis 2010	2021
 Emprises urbaines	+6.09 % +783.72 ha	40.15 % 13 646.47 ha
 Emprises agricoles	-5.50 % -738.13 ha	37.35 % 12 694.66 ha
 Espaces forestiers et semi-naturels	-1.45 % -76.09 ha	15.21 % 5 169.15 ha
 Surfaces en eau	+1.36 % +29.23 ha	6.42 % 2 182.96 ha
 Milieux naturels liés à l'eau	+0.43 % +1.27 ha	0.86 % 293.14 ha

Figure 2: Répartition chiffrée de l'occupation du sol de l'EMS

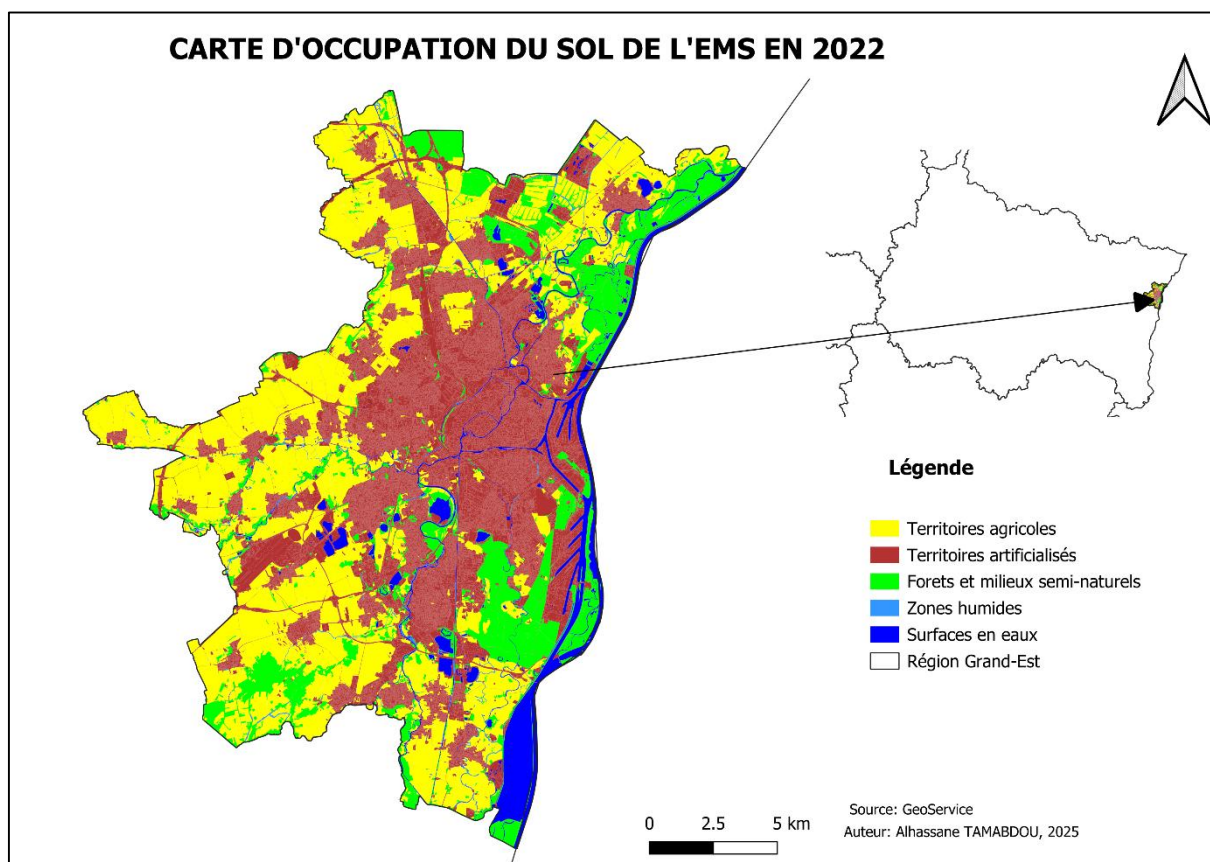


Figure 3: Répartition spatiale de l'occupation du sol de l'EMS

3.1.2 Dynamique d'évolution 2010 – 2021 : artificialisation et mutation territoriale

La période 2010-2021 se caractérise par une artificialisation continue du territoire de l'Eurométropole de Strasbourg. Les territoires artificialisés ont connu une augmentation remarquable de +6,09%, soit un accroissement de 783,72 hectares en une décennie. Cette extension urbaine s'est faite au détriment des espaces agricoles qui ont diminué de -5,50%, perdant 738,13 hectares, soit près de 2,4% de leur superficie initiale. En clair, cela confirme les mécanismes classiques de consommation foncière périurbaine observés dans les métropoles françaises.

Les espaces forestiers et semis-naturels ont également subi une régression de 1,45%, correspondant à une diminution de 76,09 hectares. Cela peut révéler une pression sur les espaces naturels bien que moins intense que sur les espaces agricoles. Au contraire, les surfaces en eau ont connu une augmentation de 1,36% (+29,23 hectares), possiblement liée à des aménagements hydrauliques ou à des créations de bassins de rétention d'eau. Les milieux naturels liés à l'eau présente un évolution positive modeste de +0,43% (+1,27 hectares), traduisant peut-être des efforts de restauration écologique et renaturation.

3.1.3 L'agriculture urbaine strasbourgeoise : diversité des pratiques potagères

Les jardins familiaux : un patrimoine urbain historique

L'Eurométropole de Strasbourg dispose d'un patrimoine exceptionnel en matière d'agriculture urbaine avec ses jardins familiaux héritiers des jardins ouvriers apparus à la fin du XIX^{ème} siècle. La ville de Strasbourg dispose de plus de 4900 jardins familiaux⁴. Ces espaces représentent plus de 160 hectares de terrain cultivable en ville, soit environ 5000 jardins rien qu'à Strasbourg intra-muros, constituant une densité importante en France. Les jardins familiaux sont des espaces réglementés où les parcelles allouées peuvent atteindre 300m², permettant aux citoyens de cultiver leur jardin.

En raison de leur grande popularité, ces jardins présentent une forte tension foncière, ces jardins présentent une forte tension foncière. Le délai d'attente se situe entre trois et quatre ans⁵, et chaque année, c'est seulement 300 jardins familiaux qui se libèrent, avec 1800 demandes non satisfaites⁶, révélant l'ampleur de la demande sociale pour ces espaces de production alimentaire de proximité. À cause de leur taille, ces parcelles se trouvent souvent en périphérie de la ville, tels que les jardins familiaux de l'Elsau ou ceux du quartier de la Robertsau, et constituent un modèle de gestion urbaine durable par leur mode de location à faible coût auprès de la collectivité.

Les jardins partagés : innovation sociale et environnementale

⁴ <https://ecoconseil.org/les-jardins-partages/>

⁵ Potagers Urbains Collectifs (PUC), Agricultures Urbaines - Strasbourg, <http://agricultures-urbaines.u-strasbg.fr/potagers-urbains-collectifs-puc/>

⁶ Jardins partagés de Strasbourg : ces terrains qui nous font voir la ville en vert", Pokaa, 7 juillet 2020.

Depuis 2007, une nouvelle forme de jardinage, plus collaborative, s'est développée à Strasbourg. Le nombre exact varie selon les sources : 33 jardins partagés ont poussé dans presque tous les quartiers de la ville selon certaines publications, tandis que ECO-Conseil indique l'existence de 39 jardins partagés⁷. Ces espaces sont aménagés et mis à disposition gratuitement par la ville pour les associations de riverains qui en font la demande. Selon un article de Pokaa (2020), « la ville investit dans les aménagements et fournit gratuitement le jardin clé en main. En contrepartie, les associations s'engagent à l'entretenir sans pesticides ni produits chimiques et sont tenues d'organiser au moins une fois par an, une animation de quartier ouverte de à tous, autour du jardin. »

Ces espaces de jardinages collectifs émergent d'incitatives citoyennes locales et répondent aux aspirations et besoins spécifiques des communautés de quartier (ECO-Conseil, s.d.).

Les jardins potagers urbains collectifs (PUC)

Depuis 2012, la ville de Strasbourg a introduit les Potagers Urbains Collectifs (PUC)⁸, un dispositif intermédiaire entre les jardins familiaux traditionnels et les jardins partagés. Ces installations occupent généralement des terrains d'une superficie de 700m² que la municipalité aménage en y installant des infrastructures communes telles que des abris de jardins et des espaces dédiés aux rencontres, ainsi qu'une série de parcelles individuelles de dimensions réduites (entre 30 et 50m²) attribués à des particuliers ou des familles.

⁷ <https://ecoconseil.org/les-jardins-partages/>

⁸ <https://ecoconseil.org/les-jardins-partages/>

4 Matériels et Méthodologie de traitements

4.1 Matériels

Dans cette partie, nous décrivons l'ensemble des données et outils qui ont été utilisés dans le cadre de stage. Nous présenterons d'abord les différentes données exploitées et ensuite décrire les logiciels et langages de programmation utilisés.

4.1.1 Données raster

Les Pléiades sont une constellation de deux satellites situant dans celle du Taureau. Elle constitue l'épine dorsale de notre approche méthodologique pour la cartographie des jardins privés urbains. Développée dans le cadre du programme ORFEO (Optical and Radar Federated Earth Observation) sous maîtrise d'œuvre de la CNES (Centre Nationales des Etudes Spatiales), cette constellation représente une avancée majeure dans le domaine de l'observation spatiale très haute résolution spatiale (CNES).

La constellation est composée de deux satellites identiques, Pléiades 1A lancée le 17 décembre 2011 et Pléiades 1B lancé le 02 décembre 2012. Les deux satellites évoluent sur une même orbite héliosynchrone à 694 km d'altitudes. Leur configuration orbitale avec un écart de 180°, garantit une capacité de passage quotidienne sur n'importe quelle surface du globe. Ce qui représente une caractéristique importante pour le suivi des phénomènes environnementaux, du traitement des sujets d'aménagement du territoire et d'urbanisation comme les jardins urbains. Chaque satellite prend 600 images par jour (CNES)⁹.

4.1.1.1 Caractéristiques spectrales et radiométriques

Les images Pléiades¹⁰ sont composées de 5 bandes spectrales. Elles ont une résolution spatiale de 2,8m pour les images multispectrales et 70cm pour le mode panchromatique. Les images sont ensuite toutes rééchantillonnées au sol à 50 cm.

- **Bande bleue (B0)** : 430-550nm - Cette bande permet la discrimination des surfaces en eau.
- **Bande verte (B1)** : 500-620nm - Sensible à la réflectance de la végétation verte, elle constitue un élément clé pour l'analyse de la vigueur végétale.
- **Bande rouge (B2)** : 590-710nm - Cette bande est fondamentale pour le calcul des indices de végétation et présente une forte absorption par la chlorophylle.
- **Bande proche infrarouge (B3)** : 740-940nm - Caractérisée par une forte réflectance de la végétation saine, elle est l'élément complémentaire du rouge pour les calculs d'indices de végétation.
- **Bande Panchromatique** : 470-830nm

⁹ <https://cnes.fr/projets/pleiades>

¹⁰ <https://dinamis.data-terra.org/pleiades/>

- La dynamique radiométrique de 12 bits (4 096 niveaux de gris) garantit une sensibilité fine aux variations de réflectance, particulièrement critique pour la discrimination des différents types de couverture végétale en milieu urbain.¹¹

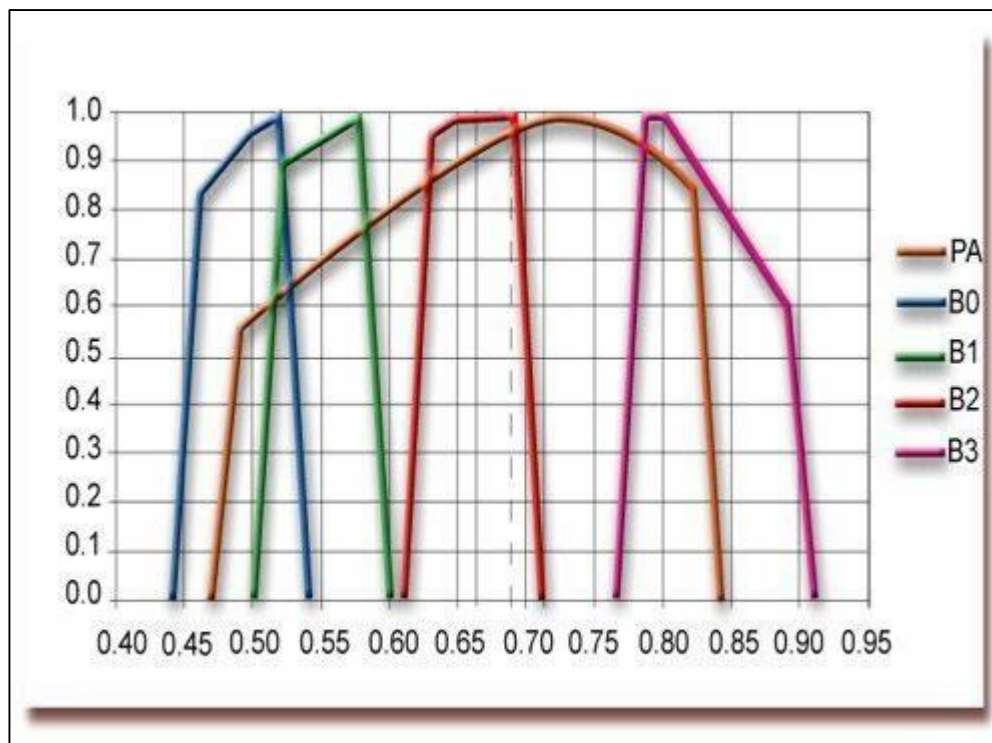


Figure 4: Bandes spectrales des images Pléiades

4.1.1.2 Raster Images Pléiades Vraie Couleurs

Pour cette étude, nous avons utilisé les images Pléiades vraies couleurs qui ont été la base dans la recherche de jardins privés dans l’Eurométropole de Strasbourg. La première image utilisée est de type ORTHO, géoréférencée en lambert 93 (EPSG : 2154) et corrigée des *effets de reliefs* et d’acquisition (bruits radiométriques, nuages). De cette image vraie couleur des Pléiades est calculé l’indice MSAVI2. Ensuite, le résultat du calcul de l’indice MSAVI2 a été binarisé.

La mosaïque Pléiades couvrant l’Eurométropole de Strasbourg a été acquise en juin 2022. Dans cette recherche de jardins privés dans l’Eurométropole de Strasbourg, cette mosaïque est une base visuelle de référence pour repérer la localisation des espaces verts, leurs tailles et leurs morphologies. En effet, la végétation caractéristique des jardins (pelouses, haie, arbre fruitier, etc.) apparaît en teintes vert, bien différencié des surfaces imperméables (bâtiments, routes).

¹¹ https://theia.sedoo.fr/wp-content-theia/uploads/sites/6/2022/05/Images-Ple%CC%81iadesV4_2022.pdf
<https://dinamis.data-terra.org/pleiades/>

MOSAIQUE D'IMAGES PLEIADES VRAIE COULEUR DE L'EURMETROPOLE DE STRASBOURG EN JUIN 2021

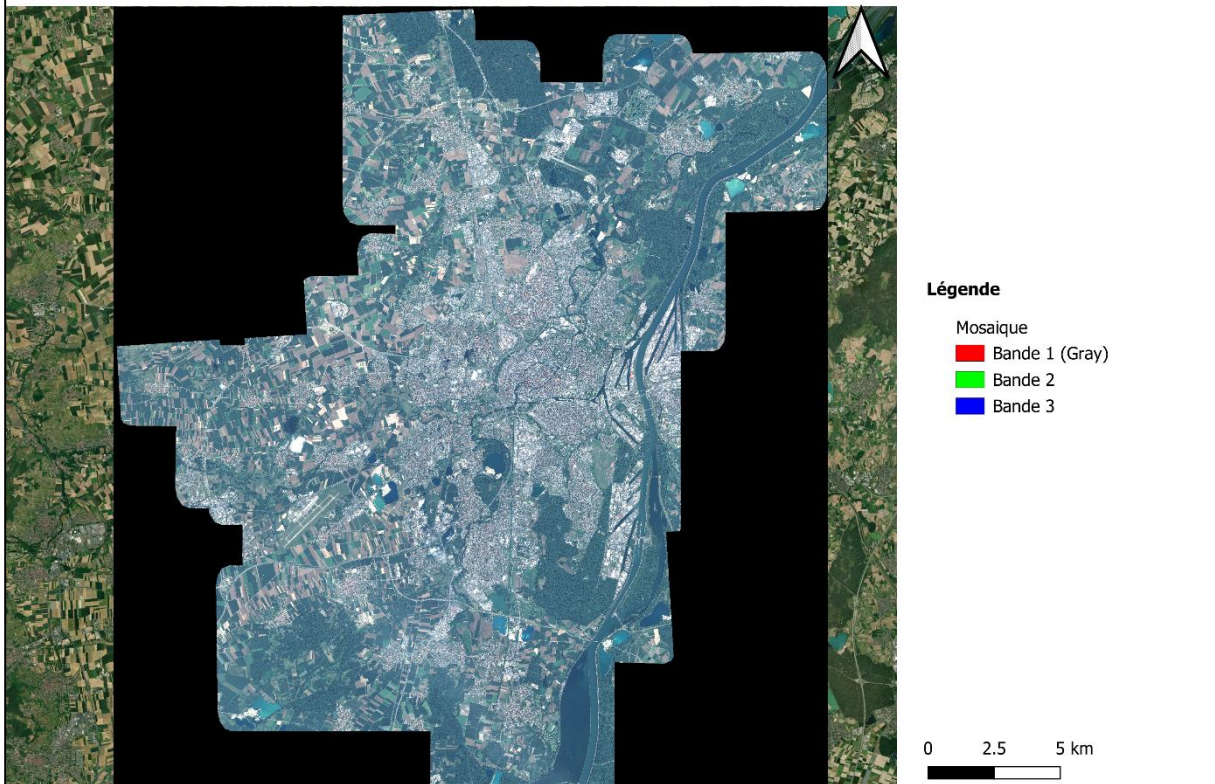


Figure 5: Mosaïques d'images PLéiades vraies couleurs

Ces données sont particulièrement précieuses pour la photo interprétation des éléments de l'image et pour une éventuelle classification.

4.1.1.3 Calcul de MSAVI 2 à partir de l'image mosaïque Pléiades :

Le Modified Soil Adjusted Vegetation Index 2 (MSAVI2) est dérivé de l'indice de végétation MSAVI (Modified Soil Adjusted Vegetation Index) développé par Qi et al. (1994) qui lui-même, constitue une amélioration de l'indice de SAVI (Soil Adjusted Vegetation Index) de Huete (1998). Cet indice a été conçu pour minimiser l'influence du sol dans l'estimation de la couverture végétale, particulièrement importante en milieu urbain où la végétation peut être clairsemée (Rondeau et al., 1996).

$$MSAVI2 = \frac{2 * NIR + 1 - \sqrt{(2 * NIR + 1)^2 - 8 * (NIR - RED)}}{2}$$

Où,

NIR = Bande Proche Infrarouge

RED = Bande rouge

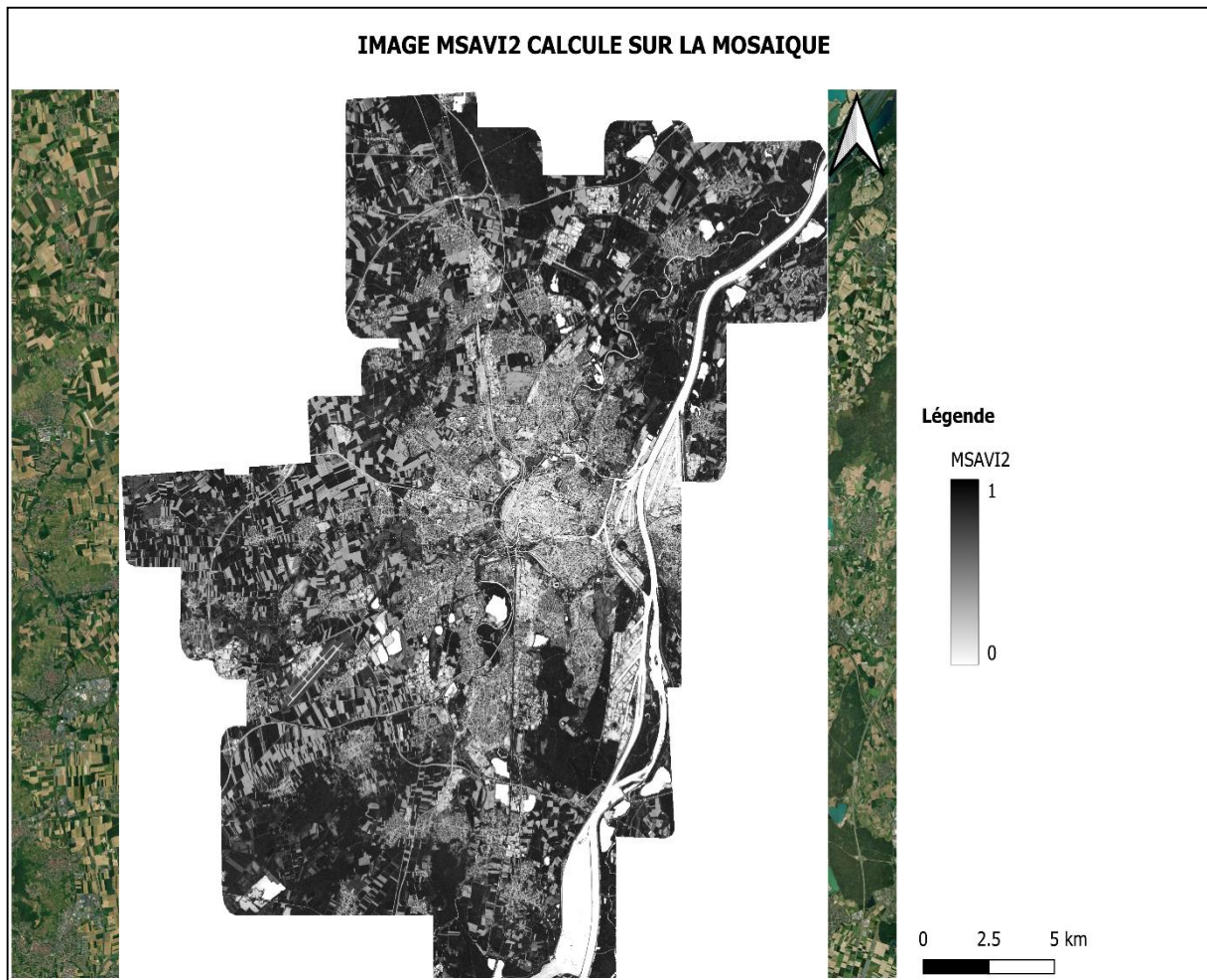


Figure 6: Image MSAVI2

On utilisera cet indice dans notre recherche de jardins privés. Grâce à ses avantages de réduction de l'effet de sol, l'indice intègre automatiquement un facteur d'ajustement (L) qui varie selon les conditions de couverture végétale (Qi et al., 1994). Sa sensibilité accrue à la végétation faible est particulièrement adaptée pour détecter la végétation herbacée, caractéristique des jardins potagers (Bannari et al., 1995).

4.1.1.4 Image MSAVI2 binarisée

Une binarisation consiste à transformer une image à deux niveaux, qui n'a que deux valeurs possibles, une pour chaque pixel. Elle est obtenue par l'application d'un seuil optimal sur l'image MSAVI2 en fonction de l'objectif visé. Ici un seuil de 0,4 a été fixé pour différencier ce qui est de la végétation ou non, ce qui est utile pour la délimitation des zones à végétation basse. Tout ce qui est en dessous de 0,4 est codé en blanc correspondant à ce qui n'est pas de la végétation. Les valeurs supérieures à 0,4 sont codées en noire correspondant à de la végétation.

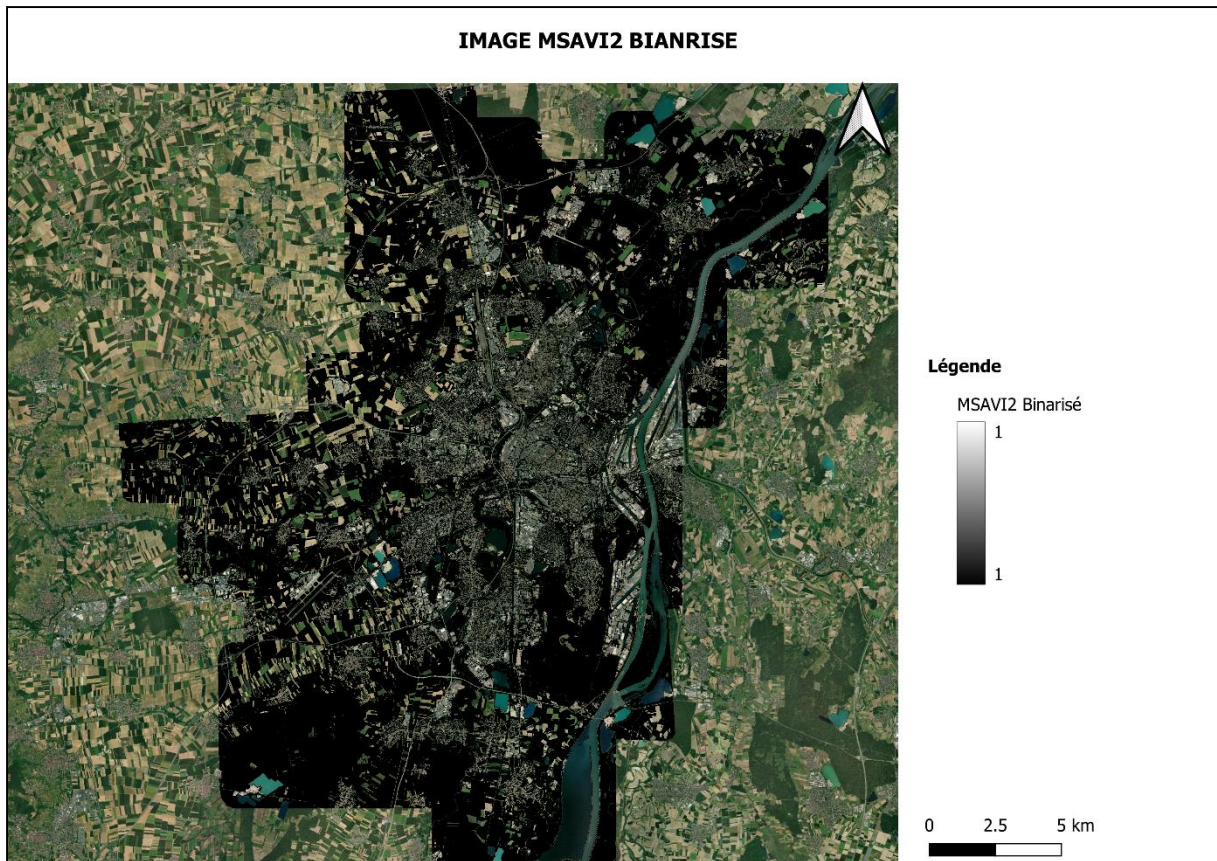


Figure 7 : Image MSAVI2 binarisée

Cette classification binaire est indispensable pour identifier automatiquement l’empreinte spatiale de la végétation en séparant clairement la végétation et les infrastructures bâties. Ce masque binaire peut être intégré dans un système de traitement et croisé avec des couches cadastrales, des données d’urbanisme, les espaces verts afin de préciser la localisation, la surface et la distribution des jardins privés sur le territoire de l’Eurométropole de Strasbourg.

4.1.1.5 Raster Hauteur de la Végétation

La donnée « Hauteur de la Végétation 2021 » est une couche géographique produite par l’Eurométropole de Strasbourg via son service Géomatique et connaissance du Territoire¹². Il s’agit d’un raster d’élévation spécialisé dans la caractérisation du couvert végétal créé en 2021. Cette donnée géospatiale offre une représentation détaillée de la hauteur maximale de la végétation sur l’ensemble des 33 communes de l’Eurométropole de Strasbourg.

Le raster présente une résolution spatiale fine de 50 cm, chaque pixel contient la valeur de la hauteur maximale des points de végétation qu’il couvre (OpenDataEMS, 2021)¹³. Le système de référence utilisé dans la production de cette donnée est le RGF93 – Lambert 93 CC48 (EPSG : 3948), adaptée au contexte géographique alsacien. Le raster représente un volume considérable de 20 giga-octets, témoignant de la richesse de l’information qu’il contient. Il est structuré en dalles (1558 dalles de 500m/500m).

¹² <https://sig.strasbourg.eu/>

¹³ https://data.strasbourg.eu/explore/dataset/raster_hauteur_veget_2021/table/

La production de ce raster s'appuie intégralement sur les données LiDAR 2021 de l'Eurométropole, utilisant spécifiquement les points classifiés dans la catégorie « Végétation ». Les traitements sont réalisés avec les bibliothèques opensource PDAL (Point Data Abstraction Library) et GDAL (Geospatial Data Abstract Library). La méthodologie développée procède par calcul de la hauteur au-dessus du sol (HAG – Height Above Ground) pour chaque point de

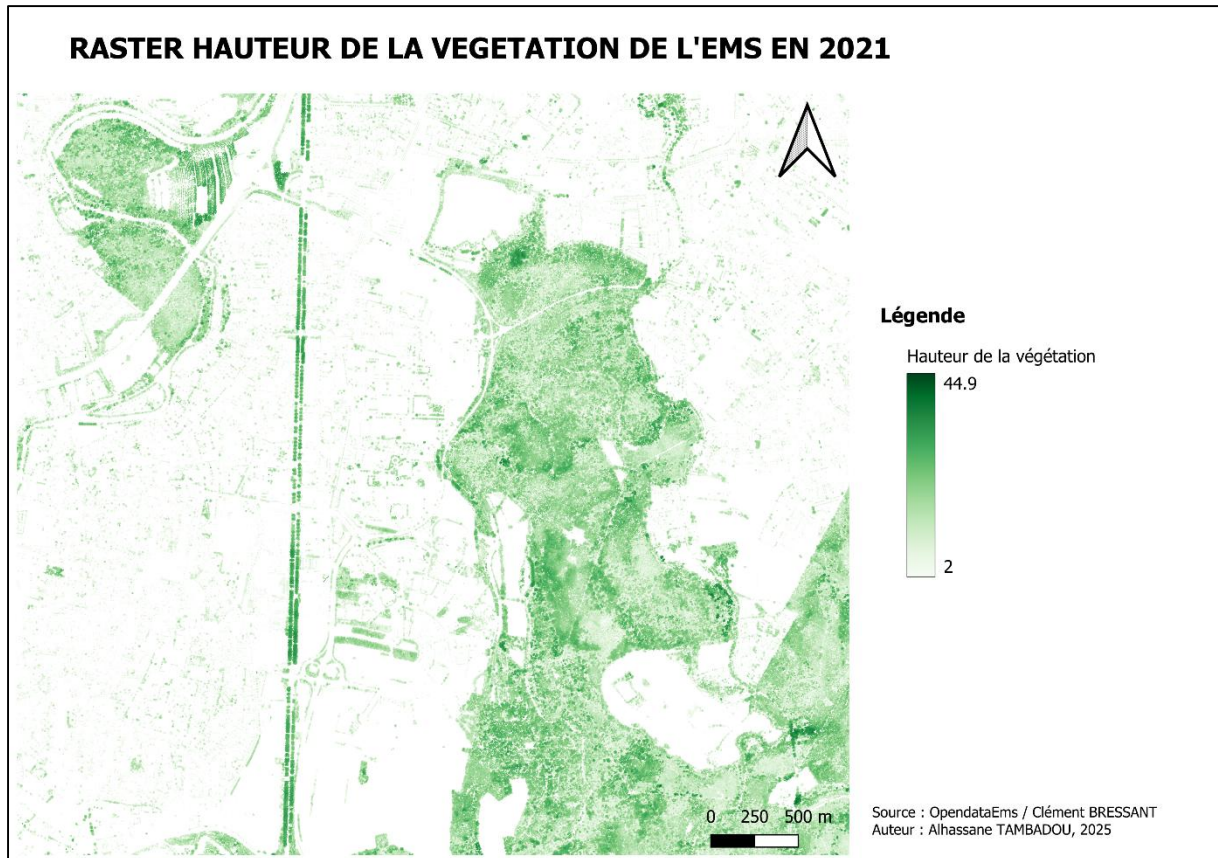


Figure 7: Hauteur de Végétation

la classe végétation. Cette hauteur relative est calculée en utilisant le raster d'élévation représentant le terrain naturel comme référence altimétrique. Un seuil minimal de 2 mètres a été établi : tout point de végétation inférieur à ce seuil n'est pas intégré dans la création de la donnée. Ce qui permet de filtrer la végétation basse.

Le produit final contient un ensemble de dalles raster de 50 centimètres de résolution en affectant chaque pixel sa valeur maximale de la hauteur des points de végétation qu'il contient. Cette donnée permettra de filtrer la végétation haute et de se concentrer sur la végétation basse dans la recherche de jardins privés potagers.

4.1.2 Données Vectorielles

4.1.2.1 Données cadastrale

Les données cadastrales exploitées dans cette recherche proviennent du service Géomatique et Connaissance du Territoire¹⁴ de l'Eurométropole de Strasbourg. Ces données enrichies

¹⁴ <https://sig.strasbourg.eu/>

continuellement, sont localement gérées par le Plan Cadastral Informatisé de la Direction Générale des Finances Publiques.

La production des parcelles cadastrales de l'EMS résulte d'opérations de calculs sophistiquées basées sur les croquis cadastraux originaux et les coordonnées de références des sommets des parcelles calculées à partir de 1978. Ce qui permet d'atteindre une précision géométrique importante.

La structure informationnelle des données cadastrales est la suivante :

- **NUM_DEPT** : Numéro de département (67 pour le Bas-Rhin)
- **NUM_COM** : Code INSEE communal sur 3 caractères
- **NOM_COM** : Dénomination officielle de la commune
- **N_SECTION** : Identification de la section cadastrale
- **N_PARCELLE** : Numéro unique de la parcelle
- **CODE_PRECI** : Indice de précision géométrique
- **DATE_MAJ** : Horodatage de la dernière mise à jour

Ces données cadastrales constituent un atout fondamental pour la détection des jardins privés. En définissant les limites des propriétés privées, le cadastre nous permet de distinguer les espaces privés des domaines publics. Cette discrimination est essentielle pour identifier les jardins privés par opposition aux espaces verts publics (parcs, square, jardins municipaux).

4.1.2.2 *Donnée d'occupation du sol*

L'occupation du sol est une base de donnée géographique vectorielle téléchargée depuis le portail GéoServices, qui cartographie l'occupation et l'usage du territoire. Cette donnée est produite par photo-interprétation d'ortho-photographies aériennes de haute résolution. La nomenclature sur laquelle on se base pour faire les classifications, s'organise autour de 5 niveaux : niveau 1 avec 5 classes ; niveau 2 avec 15 classes ; niveau 3 avec 32 classes ; niveau 4 avec 57 classes ; niveau 5 qui classe les objets du territoire selon qu'ils sont perméables ou non.

Cette classification fine du territoire représente un grand atout, permettant de filtrer le territoire plus finement dans la recherche de jardins nourriciers.

4.1.2.3 *Donnée espaces verts*

Les données des espaces verts publics correspondent à l'inventaire exhaustif des espaces verts publics gérés par l'Eurométropole de Strasbourg, incluant parcs urbains, jardins publics, squares, coulée vertes et espaces naturels urbains.

La couche des espaces verts permet d'appliquer un masque géographique pour éliminer de l'analyse les zones de végétation publique, concentrant ainsi les traitements sur les espaces verts privés potentiellement dédiés au jardinage.

L'exploitation conjointe de ces données constitue une approche méthodologique intégrée pour l'analyse exhaustive de la végétation urbaine privée. Dans le contexte spécifique de la détection

des jardins privés de récolte sur le territoire de l'EMS, cette approche permettra une localisation automatisée, la quantification territoriale et l'évaluation du potentiel alimentaire urbain.

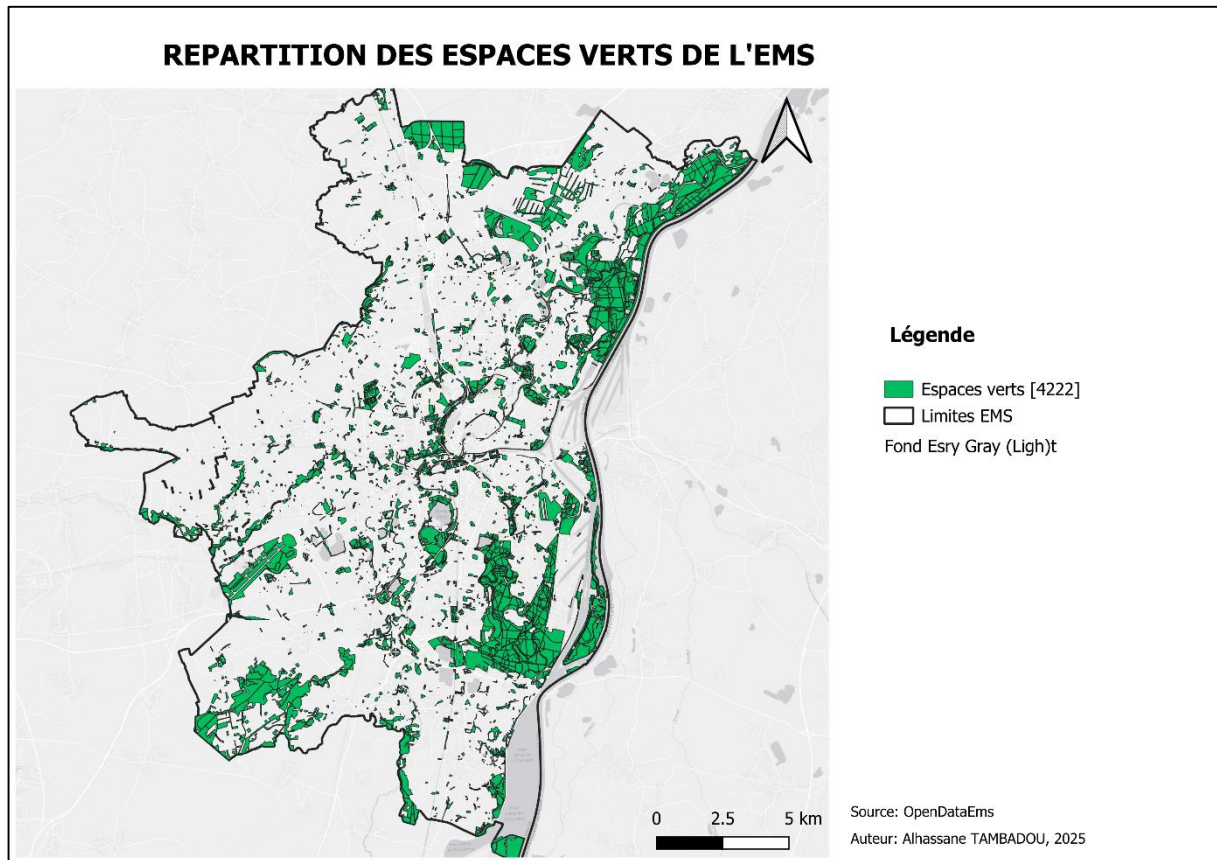


Figure 8: Espaces verts

4.2 Méthodologie de traitements

La méthodologie développée pour la détection des jardins privés de récolte sur le territoire de l'Eurométropole de Strasbourg s'appuie en quelques sortes sur classification orientée objet intégrant données spectrales, informations texturales et contraintes géospatiales. Cette démarche multi-étapes vise à optimiser la discrimination entre les jardins productifs privés et les autres formes d'occupations du sol urbain, tout en minimisant les confusions entre les différents de l'environnement urbains (Mathieu et al., 2007). L'approche adoptée combine l'analyse spectrale (indice de MSAVI2) et l'analyse texturale (indice d'homogénéité) et l'intégration de contraintes spatiales (masque vectoriel), pour arriver à une segmentation et une classification par graduation des valeurs. Cette méthodologie répond aux recommandations de Blaschke (2010) qui préconise l'utilisation d'informations multidimensionnelles pour améliorer la précision des classifications d'images à très haute résolution spatiale.

4.2.1 Etape 1 : Prétraitement et échantillonnage

Les données dont nous disposons pour cette étude présentait un défi technique et majeur : leur taille exceptionnellement importante rendait leur traitement difficile et longue voir même impossible avec les ressources dont nous disposons. Dans cette situation, nous avons opté pour le découpage des données raster en tuiles de 5km/5km. Cette méthode consiste à diviser les images en petits carrés de taille égale. Chaque tuile représente une zone géographique de 25km². Ainsi les données deviennent plus faciles à exploiter.

Pour maintenir la cohérence entre les différents types de données, les vecteurs ont également été découpé selon une grille de 5km/5km. Cette étape était indispensable pour que chaque tuile d'image corresponde à sa zone vectorielle associée. Cette étape a été réalisée grâce à un script python.

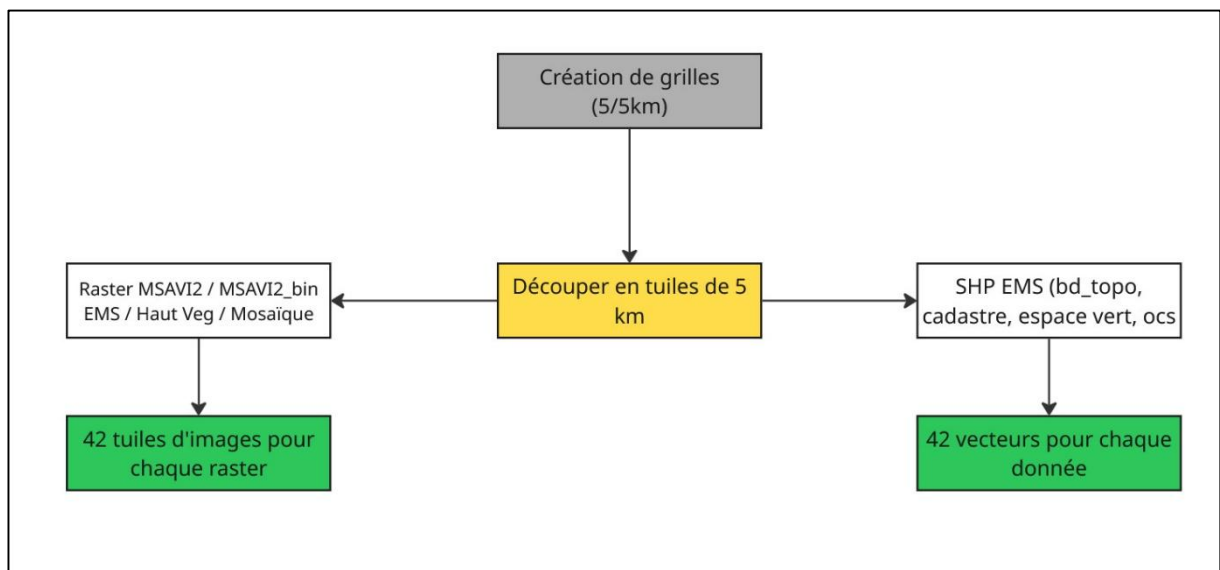


Figure 9: Schéma de prétraitement et échantillonnage

4.2.2 Etape 2 : Extraction des indices de textures : Indice spectral MSAVI2 comme données de base

Le processus de traitement débute par l'utilisation de l'indice MSAVI2 calculé à partir des bandes spectrales de l'image Pléiades couvrant toute l'EMS. Le MSAVI2 constitue la donnée spectrale de référence en raison de sa capacité à minimiser l'influence du sol nu et à optimiser la détection de végétation de faible densité, caractéristique des jardins urbains (Qi et al., 1994). Cette approche basée sur un indice de végétation plutôt que sur les bandes spectrales brutes

offre une étude plus concentrée sur l'information de la végétation active plutôt que sur la multi dimensionnalité des données.

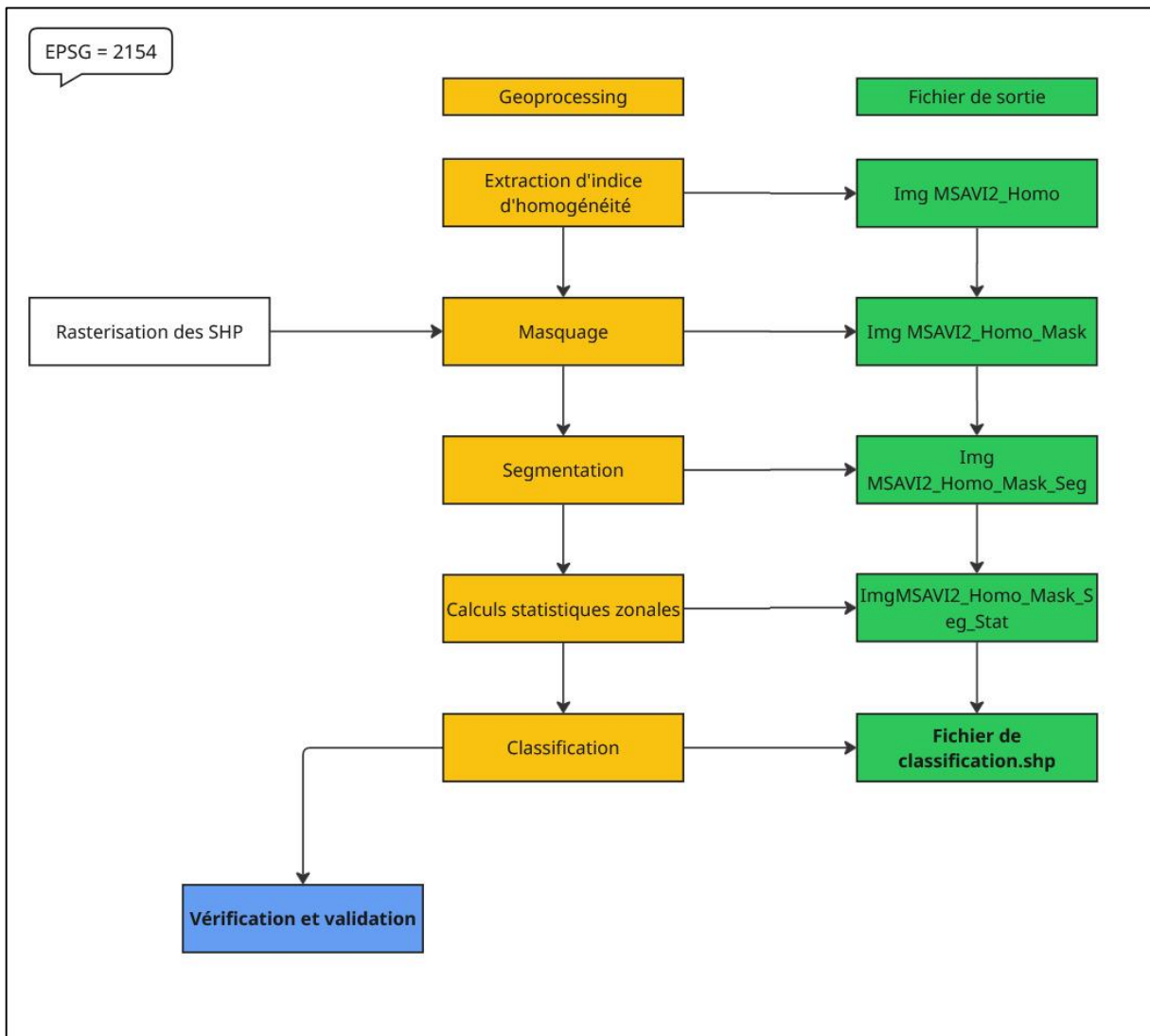


Figure 10: Schéma de traitement des données

4.2.2.1 Extraction des indices de texture : Calcul de l'indice d'Homogénéité

La première étape de traitement consiste en l'extraction d'indices de texture à partir de l'image MSAVI2. Les indices de texture constituent un complément essentiel à l'information spectrale pour la discrimination d'objets urbain complexes, permettant de caractériser la variabilité spatiale locale des valeurs spectrales (Haralick et al., 1973).

L'indice d'homogénéité (ou uniformité angulaire du second moment) est calculé selon la matrice de co-occurrence des niveaux de gris (GLCM – Gray Level Co-occurrence Matrix) développé par Haralick et al. (1973). Cette indice mesure la régularité locale des valeurs spectrales et s'exprime par la formule suivante :

$$\text{Homogénéité} = \sum_i \sum_j [P_{ij} / (1 + |i - j|)]$$

Où P_{ij} représente la probabilité d'occurrence de la paire de niveau de gris (i,j) dans la fenêtre d'analyse. Calculé sous le logiciel SNAP (SeNtinel Application Platform), nous avons choisi de paramétrer la fenêtre par défaut 9×9 . Ce qui veut dire que pour chaque point calculé, le logiciel capte autour 81 pixels au total. Avec nos images Pléiades, une fenêtre de calcul de 9×9 donne $4,5\text{m} \times 4,5\text{m}$. Ce qui fait une surface totale de $20,25 \text{ m}^2$ pour chaque fenêtre.

Dimension terrain = Taille fenêtre (pix) x Résolution spatiale (m/pix)

Surface = (Dimension terrain) ²

L'homogénéité présente des valeurs élevées pour les zones où la texture est uniforme (pelouses, surfaces homogènes) et des valeurs faibles pour les zones hétérogènes (végétation mixte, bordures d'objets). Cette caractéristique est particulièrement pertinente pour discriminer les jardins potagers, souvent caractérisés par une texture plus régulière que la végétation arbustive ou arborée (Chen et al., 2004).

4.2.3 Etape 2 : Intégration des contraintes géospatiales : masque

4.2.3.1 Conversion des données vectorielles en masques raster

Cette étape de la méthodologie consiste en la transformation des données vectorielles (cadastre, espaces verts publics, occupation du sol) en masques binaires compatibles avec les traitements rasters. Cette conversion des vecteurs vers raster s'effectue par rastérisation des couches vectorielles à la résolution spatiale des images Pléiades (0,5m), garantissant une cohérence géométrique parfaite entre les différentes sources de données (Pouliot et al., 2002).

La stratégie de masquage adoptée vise à ne conserver que la végétation située dans les zones résidentielles, excluant par conséquent :

- Espaces verts publics : parcs, jardins municipaux, squares et coulées vertes
- Végétation en zones non résidentielles : espaces verts industriels, commerciaux ou institutionnels
- Espaces naturels : boisements, friches
- Bâtiments : bâtiments publics, résidences publiques et privés, bâtiments industriels, commerciaux, sanitaires, militaires

Cette approche restrictive garantit une concentration de l'analyse exclusivement sur la végétation privée susceptible de correspondre à des jardins de récolte, éliminant ainsi les risques de confusion avec la végétation publique ou les espaces naturels urbains et périurbains. Cette méthodologie de masquage garantit significativement la précision de la détection en supprimant tout ce qui n'est pas végétation privée.

4.2.3.2 Application du masque spatial

L'application du masque spatial sur l'image MSAVI2_Homogénéité a permis concentrer l'analyse sur les seules zones résidentielles susceptibles d'abriter des jardins privés. Cette étape a réduit les sources de confusion liées aux autres formes de végétation ou aux espaces publics comme les bâtiments, les industries, et a renforcé la pertinence des résultats du masque réalisé (Herold *et al.*, 2002).

Le masque a été réalisé à l'aide de l'algorithme *r.mask* de GRASS QGIS¹⁵, intégré dans l'environnement QGIS. Cet outil permet d'appliquer efficacement les contraintes spatiales définies par les masques sur l'image *MSAVI2_Homogénéité*. L'algorithme procède en deux étapes : premièrement, il identifie tous les pixels de l'image *MSAVI2_Homogénéité* qui se situent à l'extérieur des zones résidentielles végétalisées définies par les masques (Rizcanofana, 2021). Deuxièmement, il attribue à ces pixels une valeur nulle (nodata), ce qui les exclut des traitements ultérieurs. Seuls les pixels correspondant à de la végétation située en zones résidentielles privées conservent leurs valeurs spectrales et texturales originales (Rizcanofana, 2021).

4.2.4 Etape 3 : Segmentation, de l'expérimentation technique à la solution opérationnelle

4.2.4.1 Difficultés rencontrées :

La segmentation constitue une étape cruciale qui consiste à regrouper les pixels de l'image en zones homogènes, créant ainsi des « objets » correspondants aux éléments réels du terrain (parcelles de jardins, bâtiments, etc). Cette approche par objets est plus efficace que l'analyse pixel par pixel car elle permet de traiter les éléments par entités géographiques cohérentes (Blaschke, 2010).

Premiers essais avec OTB (Orfeo ToolBox), une suite logicielle spécialisée dans le traitement d'images satellites en télédétection. Cependant, cette approche s'est révélée inadaptée quelquefois aux capacités de traitements disponible : les temps de calculs se sont avérés prohibitifs, nécessitant plusieurs heures de traitement pour des résultats préliminaires, rendant impossible l'expérimentation de différents paramètres dans des délais raisonnables.

Cette limitation a conduit à la recherche d'une solution alternative plus efficace et mieux adaptée aux contraintes opérationnelles du projet.

4.2.4.2 Segmentation avec ArcGIS Pro : solution retenue

Face aux limites rencontrées, l'alternative la plus adaptée a été d'utiliser ArcGIS Pro et plus particulièrement l'outil de segmentation disponible dans la boîte à outils de géotraitement. Cet outil s'est révélé pertinent car il combine une bonne efficacité de calcul avec une interface simple à paramétrer, ce qui a permis d'adopter une démarche expérimentale de plusieurs valeurs de paramètres. Le processus d'optimisation a reposé sur l'ajustement de deux principaux paramètres :

- Le rayon spatial de 30 : Il détermine la taille des segments produits : un rayon trop petit génère une multitude de micro-objets très détaillés, alors qu'un rayon plus grand aboutit à des objets larges mais peuvent être moins précises. Plusieurs valeurs ont été testées afin de trouver la valeur optimale pour le rayon spatial.
- La taille des segments est le deuxième paramètre. Il a été fixé à 80 pour éviter les objets trop petits et non significatifs. Ce réglage a permis d'éviter la prolifération des micro-segments qui auraient fragmenté inutilement des zones qui peuvent être homogène.

¹⁵ https://docs.qgis.org/3.40/fr/docs/training_manual/grass/grass_setup.html

4.2.5 Etape 4 : Extraction d'informations statistiques par Statistiques Zonales

4.2.5.1 Calcul de statistiques zonales :

Une fois la segmentation réalisée sur l'image d'homogénéité, chaque segment est caractérisé par un ensemble de statistiques calculées à partir des valeurs MSAVI2_Homogénéité des pixels qu'il contient. Cette étape permet de résumer l'information spectrale et texturale de chaque segment par des valeurs numériques exploitables pour la classification, l'étape suivant le calcul de statistique. En faisant le calcul, les variables extraites sont les suivantes :

- Somme (sum) : addition de toutes les valeurs MSAVI2_Homogénéité du segment, reflétant l'intensité globale de végétation
- Moyenne (mean) : Valeur moyenne des pixels du segment
- Effectif (Count) : Nombre de pixels contenu dans le segment
- Médiane : Valeur centrale de la distribution, moins sensible aux valeurs extrêmes que la moyenne
- Ecart-type (Standard deviation) : Mesure la variabilité interne du segment et peut aussi indiquer l'homogénéité d'un segment

Ce calcul multi-variable permet de caractériser finement chaque segment selon plusieurs dimensions : intensité végétale, taille et homogénéité interne.

4.2.5.2 Sélection de la variable discriminante

La moyenne, une variable qui divise une série en deux représente sa tendance centrale, a été choisi en premier lieu pour faire la graduation. Cependant, la moyenne a une sensibilité sur les valeurs extrêmes. La médiane s'est imposée comme la variable la plus pertinente pour essayer de distinguer les jardins productifs des autres types de végétation urbaine. La médiane s'avère être le meilleur choix et présente plusieurs avantages :

- Robustesse aux valeurs aberrantes : Contrairement à la moyenne, la médiane n'est pas influencée par quelques pixels très différents
- Représentativité de la tendance centrale : elle reflète fidèlement la valeur typique de végétation du segment
- Discrimination efficace : Les zones à potentiel potager devraient montrer des valeurs de médiane distinctes des pelouses ornementales ou de la végétation arbustive.

4.2.6 Etape 5 : Classification basée sur la médiane

La classification finale a été réalisée sur la base de la variable médiane, adoptant une approche univariée (basée sur une variable), pour sa simplicité et son efficacité démontrée. Cette méthode permet de définir des seuils de valeurs de médiane repérés par des ruptures observées, permettant de définir les différentes classes à cartographier.

L'analyse de la distribution des valeurs a permis d'identifier des groupes distincts que nous développerons dans la partie Résultats.

4.2.7 Etape 6 : Post-traitement et validation

Après classification, des points ont été sélectionnés aléatoirement pour servir d'échantillons pour la vérification de terrain. Cette méthode combine échantillonnage aléatoire et validation ciblée.

Au total, 17 points de validation sont sélectionnés :

- **15 points aléatoire** : Sélectionnés de manière aléatoire parmi les segments classifiés en zone à forte probabilité de jardinage (classe 2). Cette sélection aléatoire visait à obtenir une évaluation non biaisée de la précision de la détection. Les adresses correspondantes ont été extraites du SIG en réalisant une action sur la couche via la propriété de la couche.
- **2 points de références RECOLTE** : Les adresses des deux participants actuels au projet RECOLTE ont été incluses comme point de contrôle positifs. Ces participants documentent activement leur production potagère via les carnets de récolte distribués garantissant la présence effective des jardins potagers privés.

5 Résultats

Dans cette partie, nous analyserons les différents résultats obtenus de la méthodologie appliquée, du calcul de l'indice d'homogénéité jusqu'à la classification.

5.1 Analyse de l'indice d'homogénéité sur l'image MSAVI2

L'application de l'indice d'homogénéité sur l'image MSAVI2 a généré une nouvelle couche d'informations texturales (MSAVI2_Homogénéité) révélant la structure spatiale de la végétation spatiale urbaine. Conformément aux travaux de Haralick *et al* (1973), cet indice calculé à partir de la matrice de co-occurrence (GLCM) avec une fenêtre de 9*9 pixels (soit 20,25m² au sol avec la résolution de 0,5m des Pléiades) a permis de caractériser la régularité locale des valeurs. La combinaison de l'information texturale et spectrale semble être indispensable pour comprendre, décrire et interpréter une image (Pacifi *et al.*, 2009).

Les résultats montrent une différenciation nette (Figure 12) entre les zones homogènes présentant des valeurs élevées d'homogénéité caractéristique des jardins potagers avec leurs organisations spatiales structurée (en rang de cultures, parcelles régulières), et les zones à faible homogénéité correspondant à généralement à de la végétation ornementale mixte ou spontanée. Cette discrimination texturale s'avère particulièrement pertinente car les jardins potagers présentent généralement une signature texturale distinctive : l'organisation en rang ou en carrés de cultures homogènes crée une texture uniforme que l'indice d'homogénéité capture efficacement (Weng *et al.*, 2004). Cette organisation en rang ou en carrés est difficilement perceptible dans le cadre de notre étude.

Les valeurs élevées d'homogénéité identifieraient ainsi les zones où la végétation est organisée et entretenue de manière régulière, caractéristique fondamentale des espaces de production alimentaire urbaine. A l'inverse, les valeurs faibles d'homogénéité signaleraient des zones hétérogènes. Cette approche rejoint les observations de Mathieu *et al.* (2007) qui ont démontré l'efficacité de la régularité texturale comme critère discriminant pour la détection des jardins productifs.



Figure 11: *Indice spectrale d'homogénéité*

5.2 Application du masque et réduction de la zone d'analyse

L'application du masque est une étape déterminante qui transforme radicalement l'étendue et la nature de notre analyse. L'image illustre l'effet drastique du masquage sur le territoire analysé. Les zones vides dans lesquelles on voit que le fond (image Pléiades) représente tout ce qui est masqué, tout l'espace exclus de l'analyse, tandis que les zones colorées (apparaissent en nuance de vert/blanc) correspondent aux espaces conservés pour la recherche de jardins privés. Cette réduction spatiale n'est pas une simple opération technique mais une décision méthodologique fondamentale qui détermine la validité et la pertinence de nos résultats.

5.2.1 Catégories d'espaces exclus

Le masque intègre plusieurs couches d'exclusion successives grâce à l'utilisation de la couche de l'occupation du sol de l'EMS, chacune éliminant une catégorie spécifique d'espaces non pertinents :

- Espaces publics et institutionnels : Les parcs publics, jardins municipaux et espaces verts institutionnels sont exclus car notre recherche cible spécifiquement les jardins se trouvant dans les zones résidentielles privées. Ces espaces, bien que pouvant contenir de la végétation productive (jardins familiaux, municipaux, vergers publics), relèvent d'une gestion et d'une logique différente. Leur exclusion évite la confusion entre agriculture urbaine public et privée.
- Infrastructures et zones commerciales / industrielles : Les routes, voies ferrées, zones commerciales et industrielles sont masquées car incompatible avec la notion de jardins de privés résidentiels.
- Bâtiments et surfaces imperméables identifiées : L'empreinte des bâtiments, parkings et autres surfaces totalement imperméables est soustraite de l'analyse. Cette exclusion utilise les données d'occupation du sol.
- Espaces naturels et agricoles périurbains : Les forêts, zones humides et terres agricoles sont exclues car elles ne correspondent pas à la définition de jardins privés urbains. Bien que productives, ces zones relèvent de l'agriculture professionnelle ou de la gestion environnementale, non du jardinage domestique.



Figure 12: Masque

5.3 Segmentation

La segmentation réalisée avec ArcGIS Pro, après optimisation des paramètres (spatial radius = 30, minimum size = 80 pixels), plus de 200 000 segments sur trois tuiles de 5km/5km masquées.

Le spatial radius (rayon spatial) de 30 pixels qui équivaut à 15 mètres sur le terrain correspond approximativement à la taille médiane des parcelles potagères urbaines identifiées par Pourias et al. (2016). Ceci n'est pas la même observation en ce qui concerne notre étude. Cette valeur permet de capturer une zone entière homogène qui peut être un jardin potager. Une valeur plus petite entrainerait la division de certaines zones homogènes. La taille minimale de 80 pixels (20 m²) élimine les micro-segments non significatifs. Selon Daniel et al. (2017) la taille minimale fonctionnelle pour une production vivrière est estimée à 20 30 m², c'est l'exemple de l'une des participants au projet RECOLTE dont sa surface cultivée au total équivaut à 30 m².

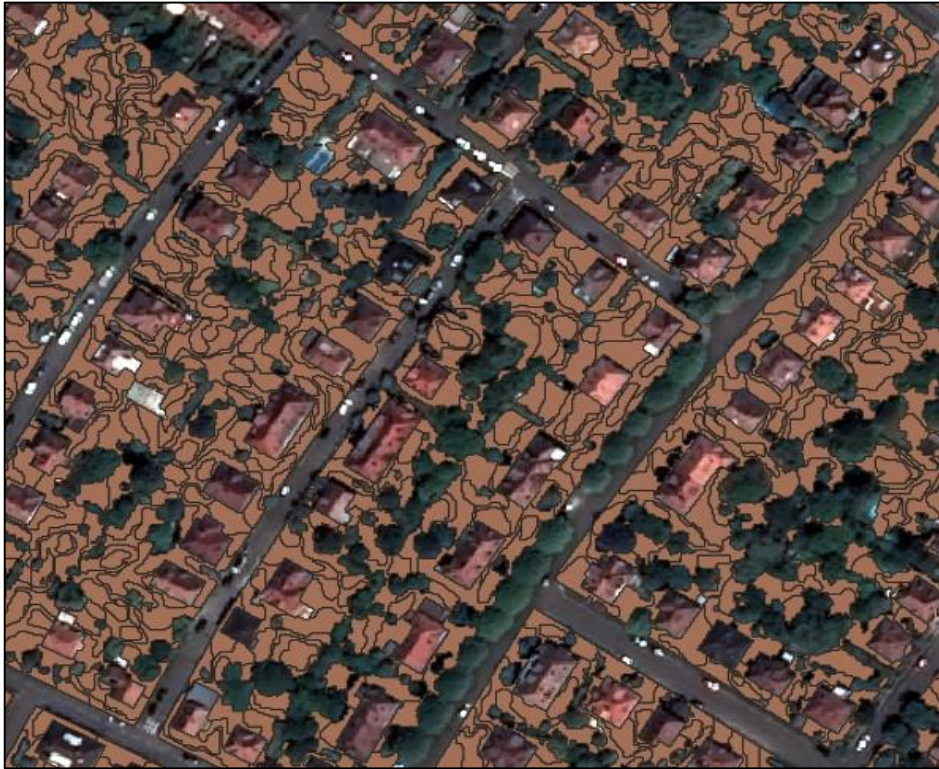


Figure 13: Segmentation orientée-objet

Cette segmentation a efficacement délimité des objets géographiques cohérents correspondant aux valeurs de l'indice d'homogénéité. Cette approche de segmentation orientée-objet s'avère particulièrement adaptée à la détection des jardins potagers qui constituent des entités spatiales fonctionnelles distinctes (Blaschke, 2010).

5.4 Analyse des statistiques zonales calculées sur la segmentation

5.4.1 Caractérisation statistiques des segments

Une fois la segmentation réalisée, l'extraction des statistiques zonales sur les segments des trois tuiles. Le calcul des statistiques sur le MSAVI2_Homogenité combine information spectrale et texturale et révèle des distributions caractéristiques pour chaque variable analysée.

- **Variable MEAN (moyenne)** : La distribution présente une moyenne de 0,834 et une médiane de 0,774, avec une asymétrie positive par rapport à la normale théorique. Cette asymétrie reflète la présence de segments à très fortes valeurs d'homogénéité, potentiellement des jardins ou des zones cultivables. Les Q-Q plots confirment une déviation par rapport à la normale. Le box-plot révèle 279 outliers, la plupart dans les valeurs élevées.

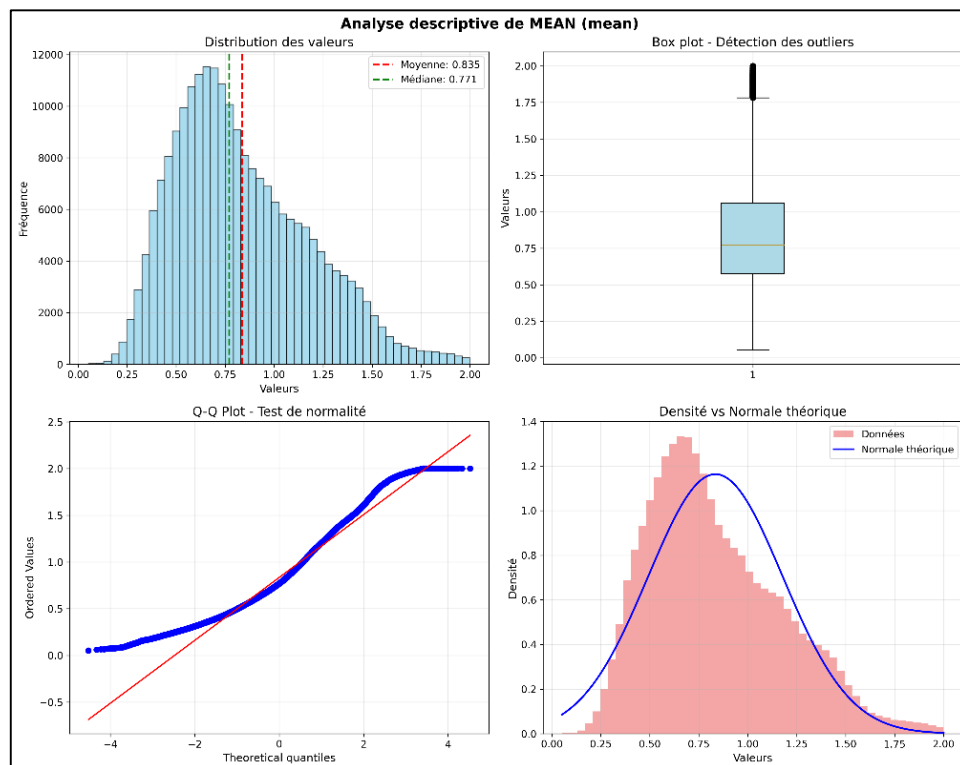


Figure 14: Variable moyenne

- **Variable MEDIAN (médiane)** : Avec une moyenne de 0,827 et une médiane de 0,760, la variable médiane présente une distribution plus robuste et symétrique. Tout comme la moyenne, les 295 outliers de la médiane détectée sont dans les valeurs élevées et pourraient représenter des zones cultivables.
- **Variable STD (standard deviation)** : la distribution fortement asymétrique avec concentration des valeurs près de 0 (moyenne : 0,091, médiane : 0,086) indique une prédominance de segments homogènes. Cette caractéristique est cohérente avec l'efficacité de la segmentation à créer des objets cohérents en texture et en spectral. Les valeurs très faibles de STD (pic à 7000 segments) suggèrent de nombreuses zones

uniformes, potentiellement des parcelles potagères homogènes ou des pelouses entretenues.

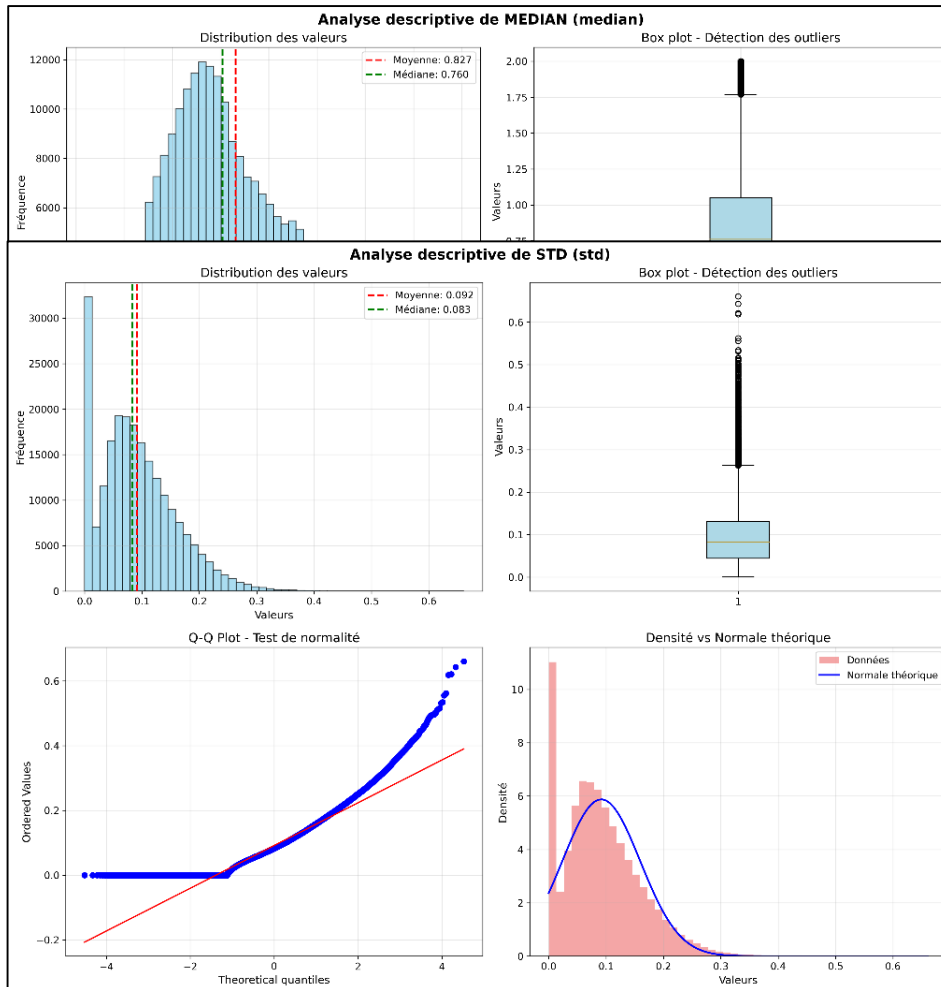


Figure 16: Variable écart-type

5.4.2 Analyse des corrélations et pouvoir discriminant

L'analyse de la matrice de corrélation met en évidence une relation presque parfaite entre la moyenne et la médiane ($r = 0,998$), ce qui confirme qu'elles traduisent pratiquement les mêmes informations. En revanche, la corrélation avec l'écart-type reste faible ($r = 0,255$), ce qui montre que l'homogénéité interne des segments ne dépend pas directement de leur valeur moyenne d'homogénéité. Ce résultat est intéressant car il pourrait indiquer que des jardins potagers peuvent se trouver à différents niveaux de vigueur végétale, mais qu'il conserve malgré tout une texture régulière et organisée. Autrement dit, ce n'est pas l'intensité spectrale qui les caractérise mais leur structure homogène.

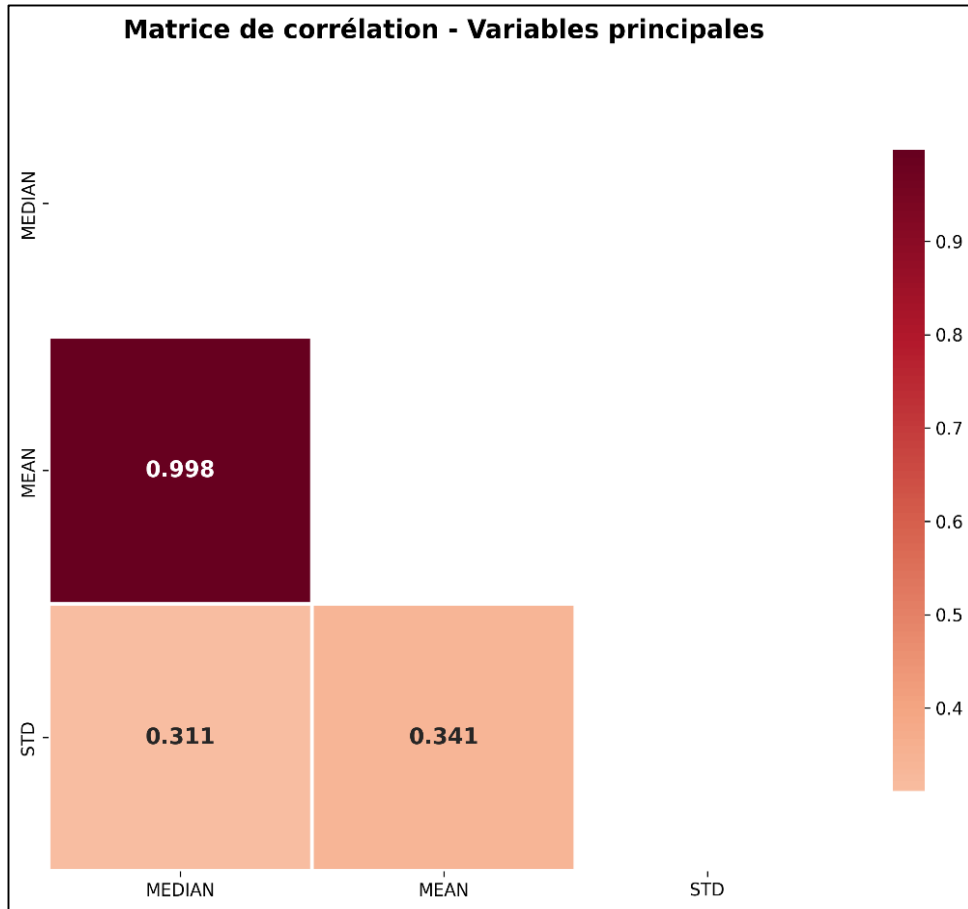


Figure 17: Matrice de corrélation

L'analyse du pouvoir discriminant démontre la supériorité de la médiane avec un F-ratio de 386 792,38 contre 379 976,32 pour la moyenne, soit une amélioration de 1,8%. Cette

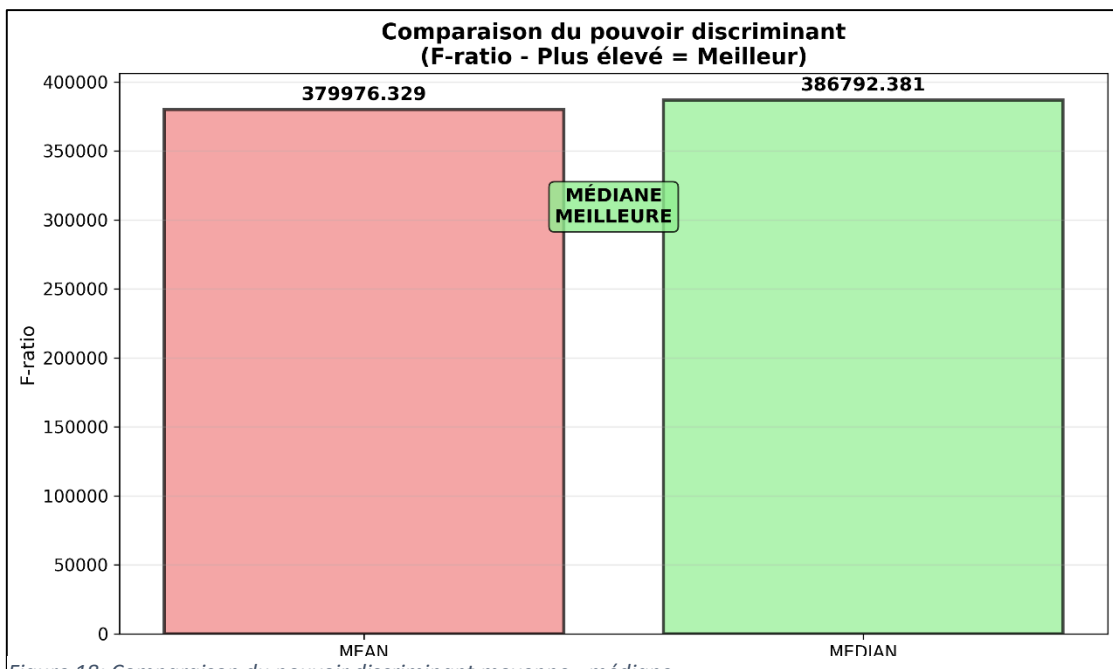


Figure 18: Comparaison du pouvoir discriminant moyenne - médiane

amélioration est significative pour la discrimination fine entre jardins potagers, végétation spontanée ou non jardins.

Bien que cette amélioration soit petite en termes relatifs, il est important de comprendre la signification de ces valeurs absolues extraordinairement élevées. Un F-ratio supérieur à 350 000 indique que la variance entre les classes est 350 000 fois supérieure à la variance intra classe. Cette séparation montre que notre approche combinant information spectrale (MSAVI2) et texturale (Homogénéité) a créé un espace de caractéristiques où les différents types de végétation urbaine sont remarquablement bien différenciés. Le MSAVI2 seul aurait produit une certaine séparation basée sur la densité de la végétation. L'homogénéité seule aurait distingué les textures organisées des textures chaotiques.

Au vu de toutes ces analyses, la médiane a été choisi comme variable discriminante.

5.4.3 Justificatif du choix de la médiane

Le choix de la médiane comme variable de classification repose sur plusieurs analyses statistiques qui ont montré sa pertinence. Si son pouvoir discriminant s'est révélé légèrement supérieur à celui de la moyenne, d'autres arguments comme la robustesse renforcent le choix.

5.4.3.1 Robustesse face aux perturbations

En contexte urbain, de nombreux perturbations spectrales compliquent l'interprétation des images. Les ombres portées par les bâtiments peuvent générés des surfaces artificielles sombres qui peuvent recouvrir une partie des jardins selon l'heure ou la saison. De la même manière, la présence de structures artificielles comme les serres, les cabanes ou encore le local d'un jardin introduit des valeurs aberrantes dans le signal. Dans ce contexte, la médiane nous montre une meilleure robustesse, car elle est moins sensible à ces anomalies locales et permet une caractérisation plus fiable des segments. En effet, la figure 19 confirme la robustesse de la médiane : avec seulement 0,62% de variations du aux outliers contre 1,24% pour la moyenne. La médiane est deux fois plus stable. Cette différence peut sembler minime en pourcentage, mais appliquée aux 200 000 segments, nous pouvons avoir des milliers de classification potentiellement erronées.

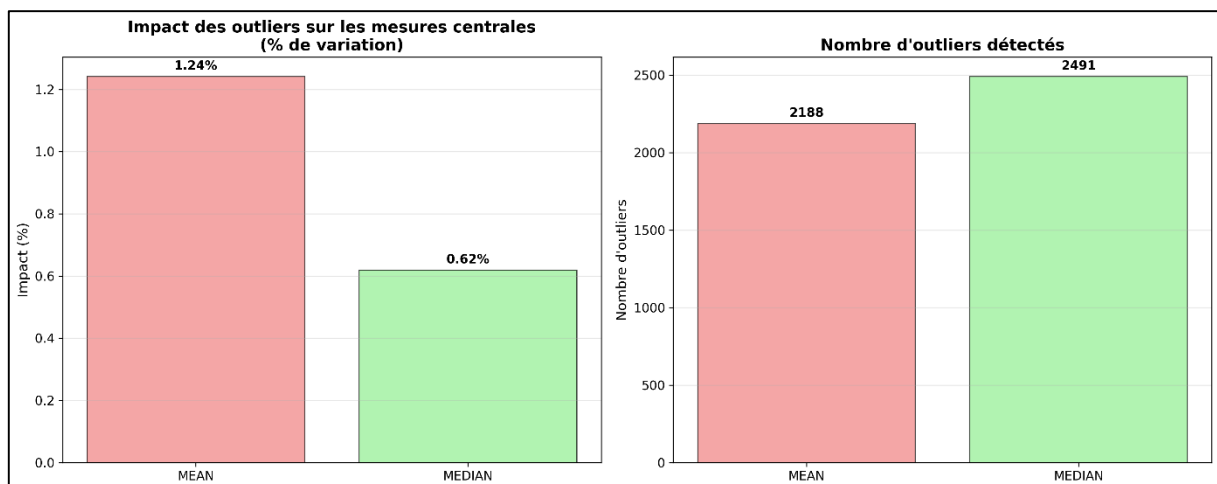


Figure 19: Robustesse de la médiane

5.5 Classification finale et interprétation

En se basant sur l'histogramme de la distribution des valeurs de la médiane, nous avons déterminé les seuils (0,46 et 0,94) pour nous permettre de faire une classification en 3 catégories. Ces seuils correspondent à des ruptures naturelles dans la distribution, identifiés par l'algorithme de Jenks qui optimise la séparation statistique des classes.

Le premier seuil (0,46) montre à peu près les surfaces non végétalisées et végétalisées, séparant les surfaces artificielles de la végétation active. Le second seuil (0,94) distingue la végétation modérée de la végétation très dense et homogène, séparant les espaces considérés comme jardins potagers aux autres espaces verts très denses ou ornementales.

Cette classification tripartite capture l'essentiel de la gradation de végétalisation urbaine tout en restant suffisamment simple pour être interprétable et opérationnelle. Plus de classes auraient créé des distinctions artificielles difficiles à valider sur le terrain. Moins de classes auraient masqué des différences importantes.

5.5.1 Analyse de chaque classe

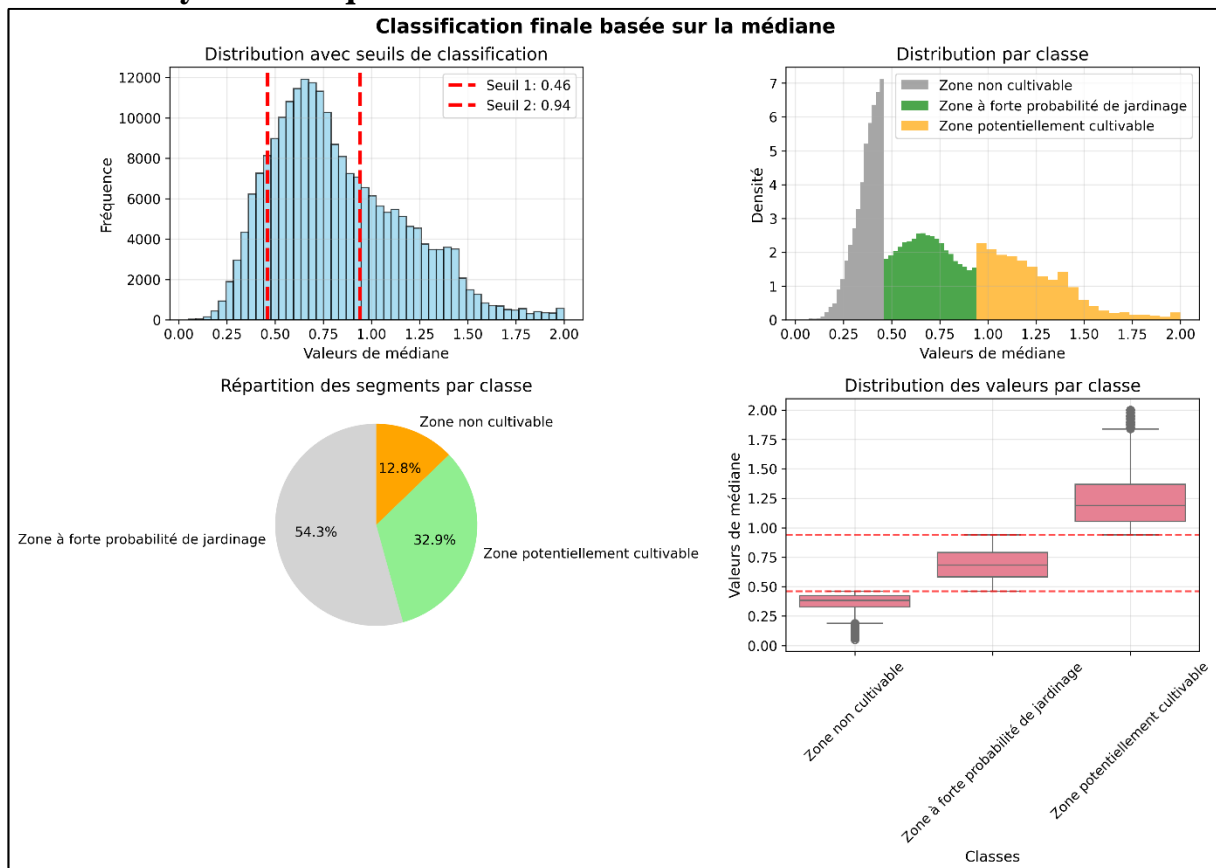


Figure 20: Classification finale basée sur la médiane

Tableau 1 : Résumé statistique de chaque classe

Classes	count	mean	median	std	min	max
Classe 1: Zone non cultivable	28397	0.3698	0.3841	0.068	0.0495	0.46
Classe 2: Zone à forte probabilité de jardinage	120434	0.6885	0.6834	0.1293	0.46	0.94
Classe 3: Zone potentiellement cultivable	73056	1.2338	1.19	0.2246	0.94	2

Classe	Nombre segments	Pourcentage
Classe 2: Zone à forte probabilité de jardinage	120434	54.27717712
Classe 3: Zone potentiellement cultivable	73056	32.92486716
Classe 1: Zone non cultivable	28397	12.79795572

Tableau 2 : Résultat classification

5.5.1.1 Classe 1 : Zone non cultivable (12,8%)

Cette classe minoritaire mais importante délimite les espaces où l'agriculture serait structurellement impossible. Avec 28 397 segments représentant environ 200 hectares, elle cartographie l'empreinte l'artificialisation dans les résidences privées.

Les statistiques (moyenne = 0,38, écart-type = 0,07) révèlent une remarquable hétérogénéité. La valeur de médiane de cette classe est inférieure à 0,47 (0,1 et 0,3). Les segments de cette classe correspondent à des surfaces imperméables (toits de maison, trottoirs, cabanes, etc) où à

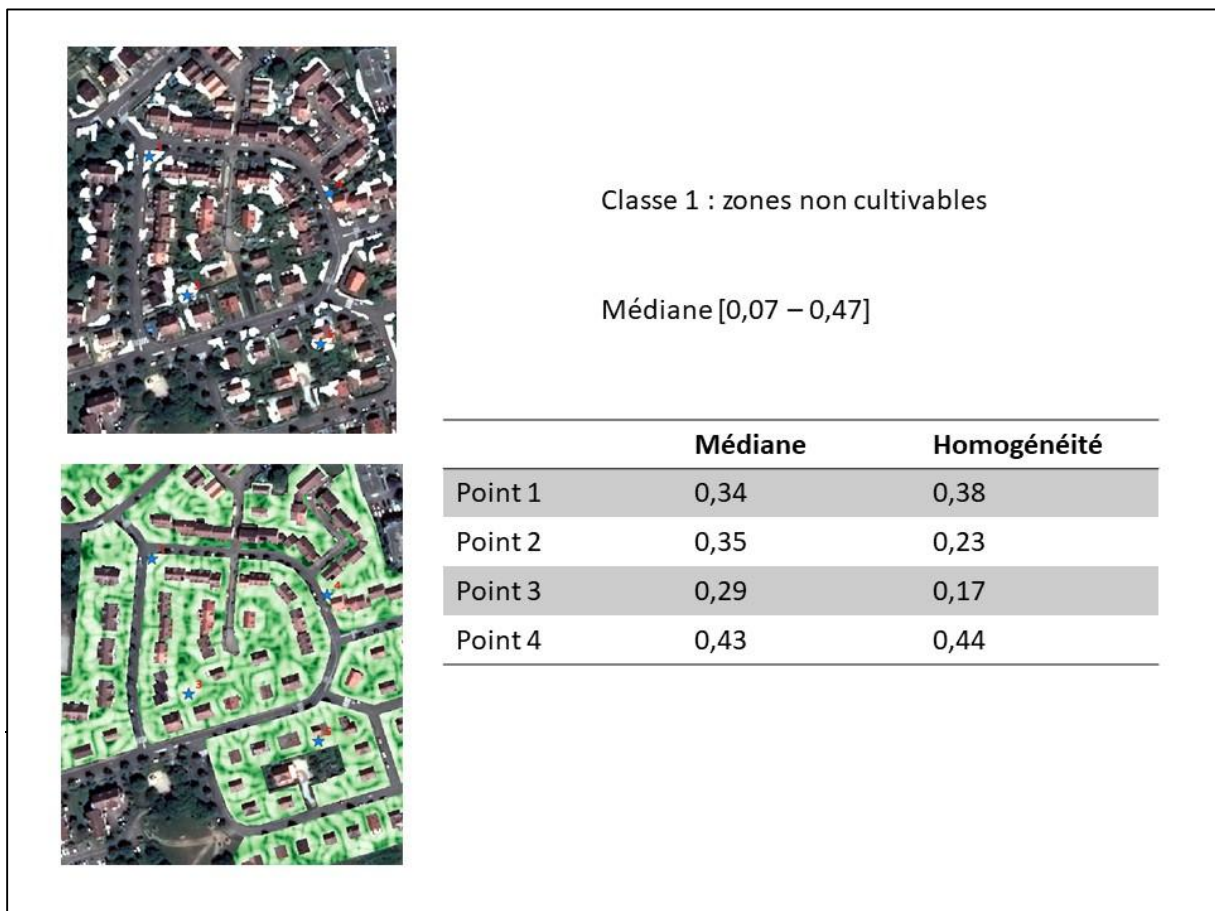


Figure 21 : Classe 1

de la végétation si éparses qu'elle ne peut être considérée comme productive. L'identification précise de ces zones non cultivables à plusieurs utilisations. Elle permet d'abord d'exclure définitivement ces espaces jouant un rôle de filtre négatif. Cette classe isole également les espaces végétalisés ou artificiels qui n'ont pas les caractéristiques nécessaires à l'identification des jardins productifs. Elle fournit également un indicateur de l'intensification d'artificialisation des espaces privés, informations précieuses pour les politiques de désimperméabilisation.

La composition de cette classe révèle surtout les choix d'aménagement des résidents : parkings privés, terrasses, allées bétonnées, cours gravillonnées. Ces espaces, bien que non productifs actuellement, pourraient faire l'objet de stratégies de renaturation à long terme (jardins en bacs, murs végétalisés, etc).

5.5.1.2 Classe 2 – Zones à forte probabilité de jardinage (54,3%)

Cette classe majoritaire constitue le cœur de notre analyse. Avec 120 434 segments couvrant environ la plus grande surface analysée, elle représente l'espace principal du jardinage urbain actuel et potentiel. Sa prédominance confirme que les espaces résidentiels privés de Strasbourg conservent un caractère largement végétalisé.

Les caractéristiques statistiques (moyenne = 0,70, écart-type = 0,13) indiquent une variabilité modérée mais contrôlée. L'analyse fine de cette classe que :

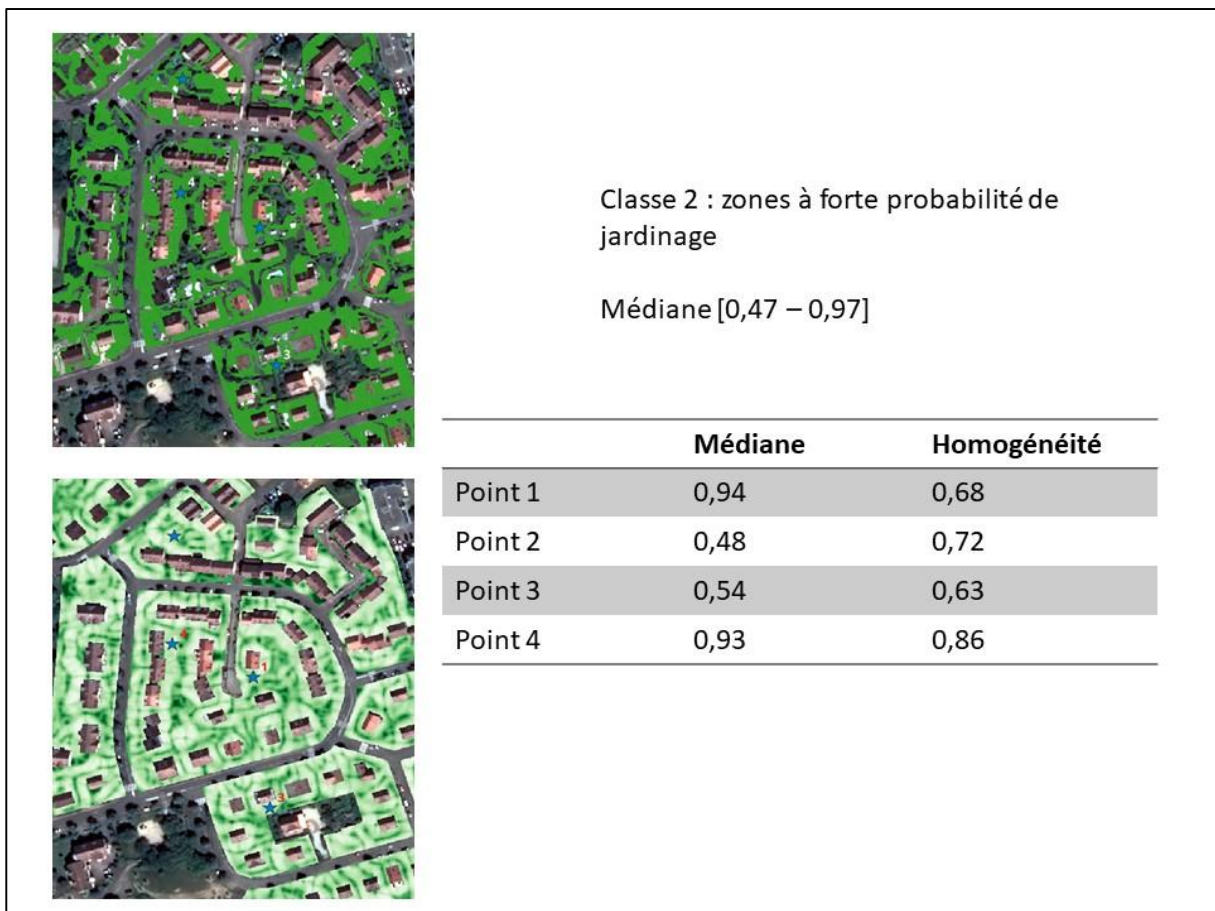


Figure 22: Classe 2

- Les jardins potagers actifs et ornements se caractérisent par une organisation spatiale (rangs, carrés), des valeurs de MSAVI2 modérées (médiane compris entre 0,46 et 0,94 reflétant des cultures en croissance, et une homogénéité élevée due à l’entretien régulier. Ces espaces, s’ils sont confirmés par la vérification de terrain, devraient constituer la preuve de concept de l’agriculture urbaine viable.
- Les pelouses entretenues : Ces surfaces engazonnées régulièrement tondues présente une homogénéité élevée. Leur potentiel de conversion en jardin productifs est immédiat, ne nécessitant qu’un changement de pratique.

5.5.1.3 Classe 3 – Zones potentiellement cultivable (32,9%)

Cette classe aux valeurs les plus élevées représente paradoxalement le potentiel futur de l’agriculture urbaine. Avec 73 056 segments couvrant la deuxième plus grande surface de notre analyse, elle identifie les espaces de végétation la plus dense et homogène.

Les statistiques basiques de cette classe (moyenne = 1,21, écart-type = 0,21) révèlent à la fois l’intensité végétale et la diversité des situations. Elle présente la plus grande amplitude (1,06) entre les trois classes et des valeurs extrêmes jusqu’à 2, ce qui révèle une grande hétérogénéité interne.

Cette classe devrait théoriquement, être considérée comme des zones à potagers intensifs ou des zones agricoles de grande surface car ayant les valeurs d’homogénéités et de médiane les

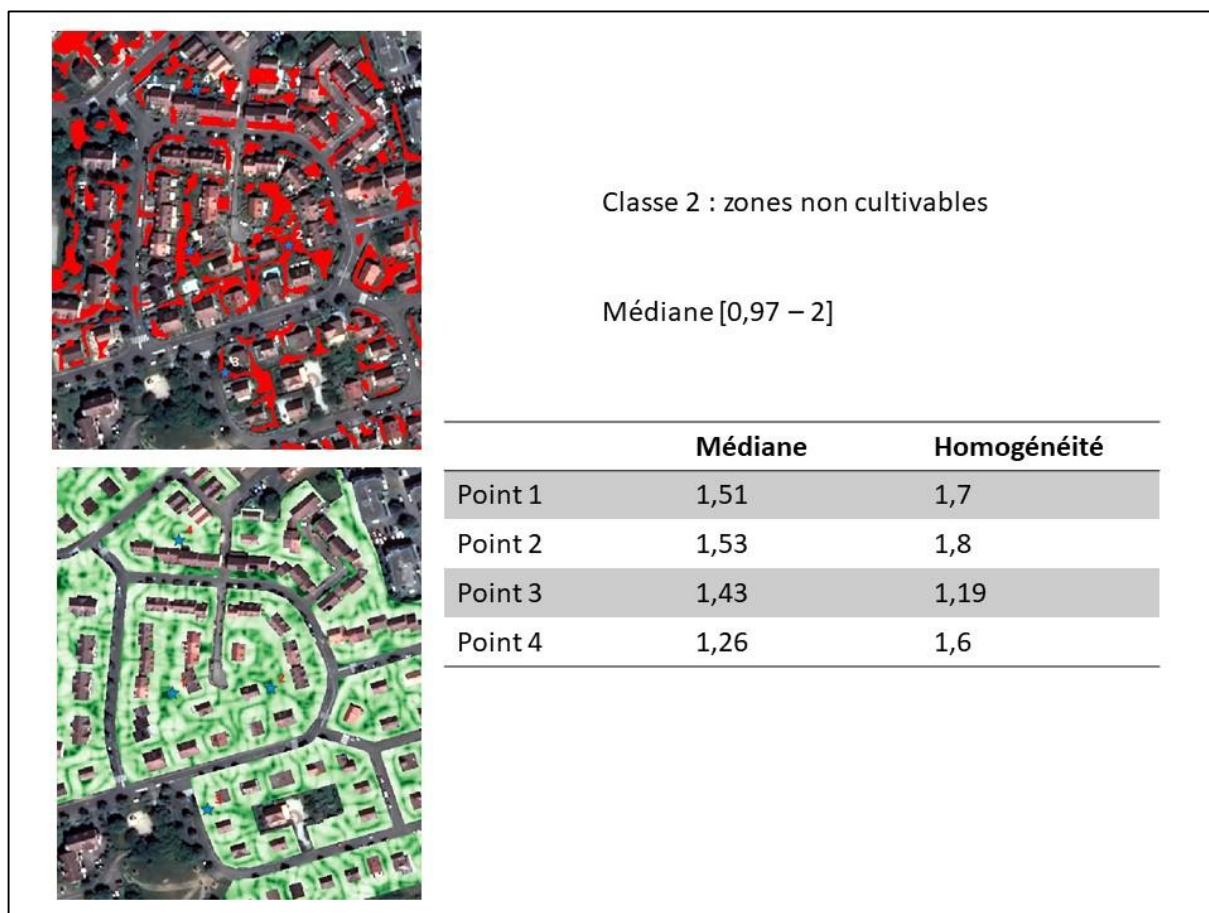


Figure 23: Classe 3

plus élevées. De plus, elle peut montrer aussi des grandes pelouses uniformes. De cette classe constituent une réserve foncière considérable pour l'agriculture urbaines.

Résultat de l'hypothèse 1 :

La combinaison MSAVI2-Homogénéité a produit une classification en 3 classes avec un pouvoir discriminant exceptionnel ($F\text{-ratio} > 380\,000$). Les deux jardins RECOLTE ont été correctement identifiés dans les classes 2 ou 3 (Zones à forte probabilité de jardinage et zones potentiellement cultivable), validant ainsi la capacité de la méthodologie à détecter les jardins productifs connus. Cependant sur 15 points choisis aléatoirement, aucun jardin n'a été observé depuis l'espace public, suggérant ainsi que la méthode détecte davantage le potentiel de jardinage avec 87,2% du territoire cultivable.

5.6 Validation par vérification terrain

5.6.1 Protocole de vérification de terrain

La validation terrain constitue l'épreuve de vérité pour toute méthodologie de télédétection. Notre protocole a impliqué la vérification in situ de 15 points d'adresses sélectionnés aléatoirement en réalisant une action sur la couche et 2 points d'adresses connues dans les zones classées comme « forte probabilité de jardinage » (classe 2).

Nous avons vérifié sur le terrain 15 adresses choisies au hasard parmi les zones considérées

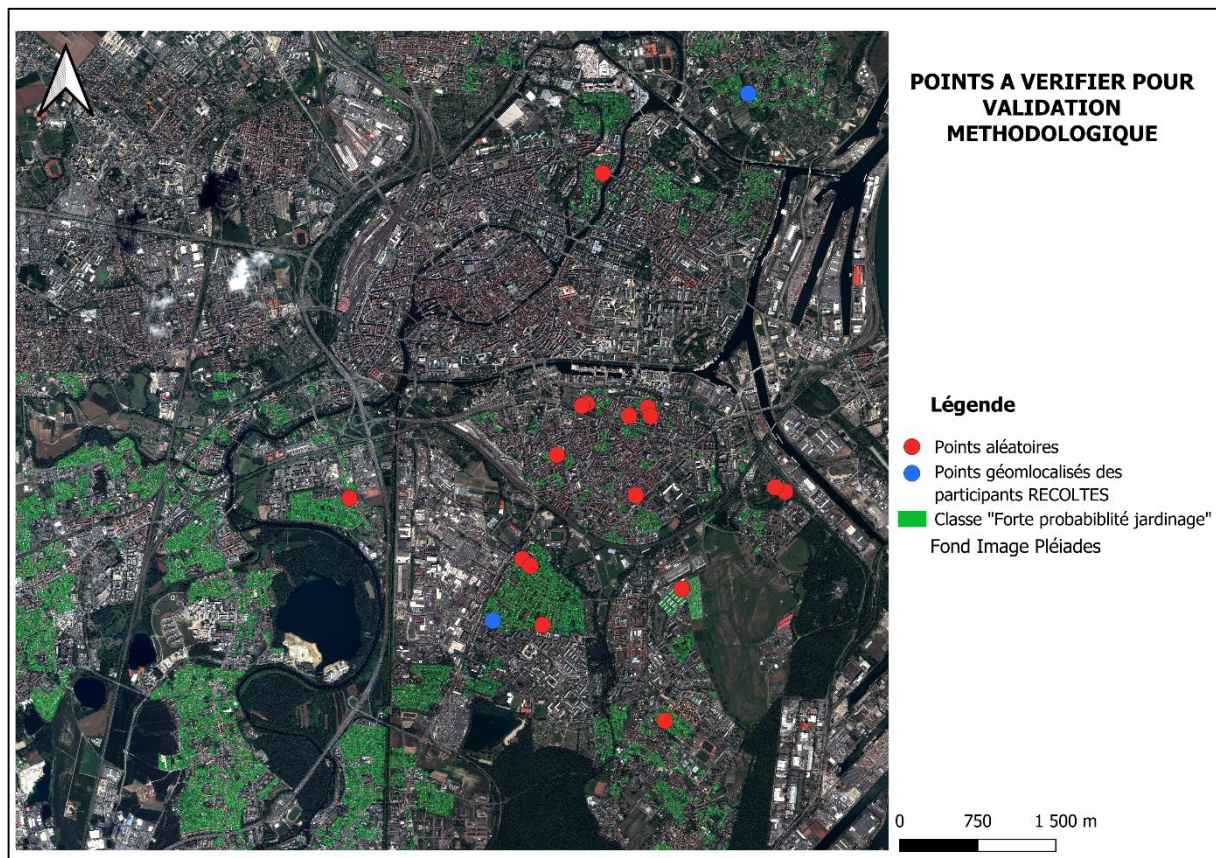


Figure 24: Sélection des points de validations

comme « Forte probabilité de jardinage ». Résultat surprenant : aucune des 15 adresses ne

présentait de jardins potagers visible. En parallèle, nous avons testé notre méthodologie sur les deux adresses des participants au projet RECOLTE (personnes qui cultivent un potager et documentent leur production). Notre méthode les a correctement identifiées.

5.6.2 Validation positive via le projet RECOLTE :

Un élément crucial valide néanmoins notre approche : deux adresses des participants au projet RECOLTE ont été correctement identifiées dans nos classes à forte probabilité de jardinage (classe 2). Le projet RECOLTE, qui suit des jardiniers urbains volontaires, fournit des données de référence fiable sur la localisation de jardins potagers actifs.

Cette validation, bien que limitée à deux points, est significative pour plusieurs raisons :

- **Confirmation de la capacité de détection** : La méthodologie identifie correctement des espaces où la production alimentaire est documentée. Les signature spectrales et texturales correspondes bien aux critères définis, validant ainsi l'approche théorique de la validation via les contributeurs.
- **Représentativités des cas détectés** : Les participant au projet RECOLTE sont en grande partie des jardiniers engagés, disposant de potagers bien entretenus et productifs d'après certaines espaces visitées que nous avons eu l'opportunité de visiter.
- **Potentiel d'amélioration par apprentissage automatique** : Ces cas validés pourraient ne servir de points d'entraînements pour une approche par apprentissage automatique. En utilisant ces jardins confirmés, nous pourrions affiner les critères de détection et augmenter le taux global de reconnaissance des jardins privés nourriciers.

Résultat hypothèse 2 :

Deux participants au projet RECOLTE ont permis de ne disposer de points de validation confirmant la détection de jardins productifs réels, ce qui démontre la faisabilité d'un principe de validation participative. Cependant, avec seulement 2 points confirmés sur 17, soit un taux de validation de 11,8%. Cette validation reste trop limitée pour fournir une évaluation statistiquement significative de la précision globale de la méthode car ayant un échantillon de validation très faible. Pour atteindre un niveau de fiabilité robuste, il faudrait mobiliser plusieurs dizaines, voire une centaine de contributeurs supplémentaires. Rapporté cette validation aux segments mais pas au nombre de points, on obtient une validation insignifiante de 0,0017%.

6 Discussions

6.1 Force et originalité de la méthodologie

La méthodologie que nous avons développée dans cette étude présente plusieurs avantages significatifs pour la détection des jardins privés urbains. Le fait qu'elle soit une approche combinant l'indice MSAVI2 avec l'indice textural d'homogénéité constitue une stratégie originale qui dépasse les limites des approches purement spectrales traditionnelles. Cette combinaison permet de capturer simultanément l'intensité végétale et son organisation spatiale, deux caractéristiques fondamentales des espaces cultivés.

La segmentation orientée-objet représente un choix méthodologique pertinent pour l'analyse du tissu urbain fragmenté en caractérisant les objets selon les paramètres (Bellon De La Cruz, 2014). Contrairement aux approches pixel par pixel qui peuvent générer du bruit et des classifications incohérentes correspondant mieux à la réalité terrain des jardins urbains, cette approche s'inscrit dans l'évolution de l'analyse d'images satellites haute résolution où la résolution spatiale permet et nécessite de dépasser l'analyse pixellaire.

L'utilisation de la médiane comme variable de classification se justifie à la fois par son pouvoir discriminant légèrement supérieur à celui de la moyenne et par sa robustesse face aux valeurs aberrantes. Cette partie montre une réelle attention sur les propriétés statistiques des indicateurs utilisés, ce qui est très important dans un contexte urbain où les perturbations spectrales sont nombreuses et peuvent altérer la fiabilité des mesures.

6.2 Limites méthodologiques identifiées

6.2.1 Limite temporelle mono date

L'utilisation d'une image acquise en 2022 constitue l'une des principales limites de cette étude. Les potagers évoluent fortement au fil des saisons, et une seule date d'observation ne permet pas de saisir cette variabilité. Un espace nu au printemps peut devenir un potager dense en été, avant de retrouver un aspect dépouillé en automne. Cette dynamique, propre à une agriculture urbaine basée sur des cultures annuelles, plaide pour une approche multi-temporelle qui garantirait une détection plus fiable des jardins privés nourriciers.

Le choix du mois de juin présente malgré tout un avantage car il correspond au pic de croissance pour la majorité des cultures potagères en climat tempéré. À cette période, nous pouvons dire que la différence entre un jardin cultivé et une simple pelouse ornementale est généralement plus nette. Mais, cette observation unique ne permet pas de prendre en compte les potagers dont les cycles sont décalés comme les cultures d'automne ou celle menées sous serre.

6.2.2 Résolution spatiale et surface minimale détectable

Bien que la résolution des images Pléiades (0,5 m) soit excellente, le seuil de segmentation retenu (20 m²) exclut automatiquement les très petits potagers urbains. Ainsi, les bacs de culture, les potagers verticaux ou les petites parcelles morcelées passent inaperçus dans notre

analyse. Pourtant, ces formes d'agriculture urbaine innovantes prennent une importance croissante, notamment dans les zones très denses où l'espace est limité.

6.2.3 Confusion spectrale entre types de végétation

La similarité spectrale entre une pelouse bien entretenue et certains stades précoces de culture potagère reste une difficulté majeure. Une pelouse fraîchement tondue et un potager avec de jeunes plants peuvent afficher des signatures MSAVI2 et des textures visuellement très proches. Ce type de confusion est lié aux limites des données spectrales issues des bandes visibles et du proche infrarouge. Sans données complémentaires (comme des images thermiques, radar ou multi-temporelles), cette ambiguïté persiste. La signature spectrale d'une pelouse bien entretenue peut-être très similaire à celle d'un jeune potager ou d'un potager en inter-culture. Les valeurs de MSAVI2 et d'homogénéité ne permettent pas toujours de distinguer ces deux types de couverture végétale.

6.2.4 Choix du masquage et de ses implications

La stratégie de masquage adoptée, excluant 60 à 70 % de la zone d'étude pour concentrer l'analyse sur les espaces résidentiels privés, présente un double tranchant. D'une part, elle améliore considérablement la précision en éliminant les sources majeures de confusion (végétation publique-privée, espaces naturels, bâtiments, etc). D'autre part, elle peut exclure des formes émergentes d'agriculture urbaines : jardins sur toits, agriculture en zone commerciale, espace de transition public-privé.

6.3 Discussion des résultats

6.3.1 Interprétation des trois classes

La distribution des trois classes (12,8% non cultivable, 54,3% forte probabilité de jardinage, 32,9% potentiel cultivable) peut révéler une structure cohérente du tissu urbain privé. La prédominance de la deuxième classe (54,3%) correspond aux observations empiriques des villes européennes où la végétation résidentielle est majoritairement constituée de pelouses et jardins avec un potentiel de conversion variable. Ceci est confirmé par Loram *et al.*, 2007, dans son étude « Jardins urbains domestiques : les effets des interventions humaines sur la composition des jardins » sur les villes britanniques (Edinburgh, Leicester, Oxford, Sheffield et Cardiff), montre que les jardins privés couvrent 22,26% et 26,28% de la surface urbaine.

La proportion relativement faible d'espaces non cultivables (12,8%) montre que l'artificialisation dans les espaces privés de l'Eurométropole de Strasbourg reste limitée. Cela est encourageant car 87% des espaces privés sont encore en végétation (certains sont des potagers et d'autres peuvent être reconvertis).

La troisième classe conserve 32,9% de la répartition et montre une valeur élevée d'homogénéité (>0,9). Avec cette valeur, on suppose que la végétation est dense et est potentiellement cultivable. En effet, cette classe peut cacher des potagers intensifs ou soit ce sont des grandes pelouses très bien entretenues qui pourraient être reconvertis en jardins potagers.

6.3.2 Validation et fiabilité des résultats

Accessibilité et visibilité limitées : La vérification depuis l'espace public (rue et trottoir) ne permet pas toujours d'observer l'arrière des propriétés où se situent généralement les potagers. Comme l'ont montré Freeman *et al.* (2012), la majorité des espaces cultivés se situent en arrière des habitations, dans des espaces privés peu accessibles depuis la rue.

6.4 Perspective d'amélioration de la méthodologie de détection des jardins privés

Il est nécessaire de réfléchir sur des perspectives qui permettront de mieux détecter les jardins de récoltes privés.

6.4.1 Intégration de l'analyse en séries temporelles

L'utilisation de série temporelles d'images satellites peut constituer une bonne méthodologie pour la recherche de jardins privés. Les satellites Sentinel-2 de l'Agence Spatiale Européenne (ESA) offre une revisite de 5 jours avec une résolution de 10m, permettant de capturer la dynamique de la végétation. Huete *et al.* (2000) montre que l'analyse des profils saisonniers de NDVI et EVI obtenus par MODIS permet de caractériser la phénologie et de discriminer différents types de végétation, avec une sensibilité accrue de l'EVI zones de forte biomasse.

6.4.2 Calculs d'indices temporels spécifiques

Des indices comme le MVC (Maximum Value Composite)¹⁶ peuvent être intéressants dans la recherche de jardins privés en analysant l'amplitude saisonnière de la végétation. C'est un indice qui utilise l'imagerie satellitaire. Elle se base sur l'indice NDVI calculé sur les images satellites et par la méthode par pixel, sélectionne la valeur la plus élevée pour chaque point.

6.4.3 Application de l'intelligence artificielle

Deep Learning : Les réseaux de neurones convolutifs (CNN) excellent dans la reconnaissance de patterns (formes, motifs, objets) dans les données géospatiales. Un CNN entraîné sur des images de jardins confirmés, sur les jardins trouvés à travers les participants au projet RECOLTE par exemple, pourrait apprendre à reconnaître les arrangements caractéristiques : rangs parallèles, parcelles rectangulaire, alternance de textures. LeCun *et al.* (2015) dans Nature ont posé les bases du deep Learning moderne. Pour la télédétection, Zhang *et al.* (2016) ont montré que les CNN surpassent les méthodes traditionnelles pour la classification d'images satellites à très haute résolution.

Random Forest : Les forêts aléatoires combinent efficacement multiples variables hétérogène. A côté de l'indice d'homogénéité calculé dans la cadre notre étude, nous pourrions ajouter :

- Variables spectrales (NDVI)

¹⁶ https://en.wikipedia.org/wiki/Maximum-value_composite_procedure

➤ Variables texturales (contraste, entropie, hétérogénéité)

Breiman (2001) et Belgiu et Dragut (2016) ont établi les fondements théoriques des Random Forest et ont réalisé une méta-analyse montrant leur grande importance pour la classification d'images.

7 Application WEB d'analyse des données de récoltes

Dans le cadre de la mise en œuvre du SIG RECOLTE, une application web cartographique interactive a été développée pour être un outil d'analyse et de valorisation des données de récolte reçues. Elle permet de visualiser et d'analyser les données récoltées sur les jardins de l'Eurométropole de Strasbourg. Cette partie présente la démarche suivie du développement de l'application, l'architecture, la technologie utilisée.

7.1 Choix techniques et architectures

7.1.1 Architecture et technologie utilisée

L'architecture web de nos jours se résume entre une architecture client-serveur classique nécessitant un serveur dédié et une approche client-side pure¹⁷. Compte tenu du temps que nous disposons et la volonté de faciliter la conception, l'architecture coté client est choisie pour sa simplicité et présente plusieurs avantages :

- Hébergement simplifié sur des plateformes gratuites (GitHub Pages, Netlify). GitHub a été utilisé pour l'hébergement de la page web.
- Aucune maintenance requise hormis le remplacement ou l'ajout de données.
- Sécurité optimale (pas de base de données exposée)
- Facilité de déploiement

Cependant, cette architecture nécessite une optimisation des performances coté client.

7.1.2 Technologies retenues

Pour le développement de l'application web, les technologies utilisées sont de deux catégories : les langages de base pour le développement web et les bibliothèques spécialisées.

7.1.2.1 Langages de programmation

HTML5 : Ce dernier modèle html est utilisé pour bénéficier des dernières fonctionnalités sémantiques et d'accessibilité. C'est le langage conçu pour poser la structure d'une page web entre les balises `<html>` `</html>`. L'utilisation des balises sémantiques (`<header>`, `<main>`, `<section>`) améliore la structure de la page et facilite l'indexation par les moteurs de recherches.

¹⁷ <https://learn.microsoft.com/fr-fr/dotnet/architecture/modern-web-apps-azure/common-client-side-web-technologies>

```

25 <body>
26 <!-- Effet de particules en arrière-plan -->
27 <div class="particles" id="particles"></div>
28
29 <!-- Conteneur pour les notifications toast -->
30 <div class="toast-container" id="toastContainer"></div>
31
32 <!-- Header modernisé avec contrôles -->
33 <header>
34   <div class="header-left">
35     <!-- Logo récolte à GAUCHE du titre -->
36     
37
38     <!-- Icône centrale -->
39     <div class="logo-icon">
40       <i data-lucide="sprout"></i>
41     </div>
42
43     <!-- Titre -->
44     <h1>Jardins de Strasbourg</h1>
45   </div>
46
47   <div class="header-controls">
48     <!-- Toggle mode sombre -->
49     <div class="theme-toggle" id="themeToggle" title="Basculer le mode sombre"></div>
50
51     <!-- Bouton recherche -->
52     <button class="btn btn-secondary" id="searchBtn">
53       <i data-lucide="search"></i>
54       Rechercher
55     </button>
56
57     <!-- Bouton géolocalisation -->
58     <button class="btn btn-secondary" id="locationBtn">
59       <i data-lucide="map-pin"></i>
60       Ma position
61     </button>
62
63     <!-- Bouton de formulaire de contact -->
64     <button class="btn btn-secondary" id="contactBtn">
65       <i data-lucide="mail"></i>
66       Contact
67     </button>

```

Figure 25: Extrait code HTML5

```

# styles.css > ...
1 /* ===== VARIABLES CSS ===== */
2 :root {
3   --primary-color: #10b981;
4   --primary-dark: #059669;
5   --secondary-color: #3b82f6;
6   --accent-color: #f59e0b;
7   --success-color: #22c55e;
8   --warning-color: #f97316;
9   --error-color: #ef4444;
10
11   /* Couleurs adaptatives jour/nuit */
12   --bg-primary: linear-gradient(135deg, #f0fdf4 0%, #ecfdf5 100%);
13   --bg-secondary: #rgb(255, 255, 255, 0.95);
14   --bg-glass: #rgb(255, 255, 255, 0.8);
15   --text-primary: #1f2937;
16   --text-secondary: #6b7280;
17   --border-color: #rgb(229, 231, 235, 0.8);
18   --shadow-light: 0 4px 6px -1px #rgb(0, 0, 0, 0.1), 0 2px 4px -1px #rgb(0, 0, 0, 0.06);
19   --shadow-medium: 0 10px 15px -3px #rgb(0, 0, 0, 0.1), 0 4px 6px -2px #rgb(0, 0, 0, 0.05);
20   --shadow-large: 0 20px 25px -5px #rgb(0, 0, 0, 0.1), 0 10px 10px -5px #rgb(0, 0, 0, 0.04);
21
22   /* Variables pour le mode sombre */
23   --dark-bg-primary: linear-gradient(135deg, #0f172a 0%, #1e293b 100%);
24   --dark-bg-secondary: #rgb(15, 23, 42, 0.95);
25   --dark-bg-glass: #rgb(15, 23, 42, 0.8);
26   --dark-text-primary: #f8f9fa;
27   --dark-text-secondary: #cbd5e1;
28   --dark-border-color: #rgb(51, 65, 85, 0.8);
29 }
30
31 /* Mode sombre appliqué */
32 [data-theme="dark"] {
33   --bg-primary: var(--dark-bg-primary);
34   --bg-secondary: var(--dark-bg-secondary);
35   --bg-glass: var(--dark-bg-glass);
36   --text-primary: var(--dark-text-primary);
37   --text-secondary: var(--dark-text-secondary);
38   --border-color: var(--dark-border-color);
39 }
40
41 /* ===== RESET ET BASE ===== */
42 * {
43   margin: 0;
44   padding: 0;
45   box-sizing: border-box;
46 }

```

Figure 26: Extrait code CSS

CSS (Style de Feuille en Cascade en français) : C'est le langage qui permet de définir l'apparence et la disposition des éléments html. Un style peut être appliqué directement à toute une page html mais aussi peut être spécifié à un élément¹⁸. Le CSS3 moderne avec les variables personnalisées (*--custom-property*) est important pour la gestion du thème adaptatif. Cette approche permet de centraliser la gestion des couleurs et facilite la maintenance en cas de besoin. Quelques utilisations du CSS3 :

- Backdrop-filter pour les effet glassmorphism¹⁹
- Grid et flexbox pour les layout responsives
- Transform3d() et translateZ(0) pour l'accélération matérielle
- Animation CSS avec @keyframes pour les transitions fluides

```
26 /* ===== INITIALISATION DE LA CARTE ===== */
27
28 // Création de la carte Leaflet avec vue sur Strasbourg
29 const map = L.map('map', {
30   zoomControl: false,
31   attributionControl: false,
32   preferCanvas: true, // OPTIMISATION: Utiliser Canvas pour de meilleures performances
33   zoomAnimation: true,
34   fadeAnimation: true,
35   markerZoomAnimation: true
36 }).setView([48.5734, 7.7521], 12);
37
38 // Ajout du contrôle de zoom personnalisé
39 L.control.zoom({
40   position: 'topright'
41 }).addTo(map);
42
43 // Fonds de carte optimisés
44 const osm = L.tileLayer('https://{s}.tile.openstreetmap.org/{z}/{x}/{y}.png', {
45   maxZoom: 22,
46   attribution: '© OpenStreetMap',
47   updateWhenIdle: false, // OPTIMISATION: Mise à jour continue
48   keepBuffer: 2 // OPTIMISATION: Garder plus de tuiles en mémoire
49 }).addTo(map);
50
51 const satellite = L.tileLayer('https://server.arcgisonline.com/ArcGIS/rest/services/World_Imagery/MapServer/tile/{z}/{y}/{x}', {
52   maxZoom: 22,
53   attribution: '© Esri',
54   updateWhenIdle: false
55 });
56
57 const cartoDB = L.tileLayer('https://{s}.basemaps.cartocdn.com/light_all/{z}/{x}/{y}{r}.png', {
58   maxZoom: 22,
59   attribution: '© CartoDB',
60   updateWhenIdle: false
61 });
62
63 // Couches de données géographiques
64 const limitesEMS = L.geoJSON(null, {
65   style: {
66     color: "■ #6b7280",
67     weight: 2,
68     opacity: 0.8,
69     fillOpacity: 0.1
70   }
71 });
```

Figure 27: Extrait code JavaScript

JavaScript (JS) : c'est un langage de programmation dynamique interprété. Comme CSS, il peut être défini comme étant un élément dans la structure html. Il est aussi chargé de rendre

¹⁸ <https://learn.microsoft.com/fr-fr/dotnet/architecture/modern-web-apps-azure/common-client-side-web-technologies>

¹⁹ <https://www.arquen.fr/blog/37413-2/>

dynamique une page en agissant sur l'interaction entre les différents éléments de la page, entre différents blocs.

Les fonctionnalités du JSE6+ particulièrement exploitées :

- *async / await* pour la gestion propre de l'asynchrone²⁰
- Destructuring²¹ (affectation des variables) pour simplifier l'extraction des données
- Template literals pour la génération de HTML dynamique

7.1.2.2 Bibliothèques exploitées

Leaflet pour la cartographie : C'est une bibliothèque²² JS open-source qui s'est imposée face à des alternatives comme OpenLayers ou Google Maps. La bibliothèque offre un excellent compromis entre simplicité, performances et facilité d'utilisation.

Chart.js pour les graphiques : Bien qu'il existe D3.js, nous avons choisi le Chart.js car elle répond parfaitement aux besoins de visualisations identifiés.

Types de graphiques implémentés :

- Graphique en secteur (*doughnut*) pour la répartition des variétés
- Graphiques en barres (*bar*) pour l'évolution temporelle
- Graphique radar (*radar*) pour les analyses de productivités
- Graphiques linéaires (*line*) avec des filtres interactifs

SheetJS (XLSX) pour le traitement des données Excel : Cette bibliothèques est indispensable pour traiter les données de productivités stockées en Excel. Un serveur aurait nécessité un backend complexe et dont le temps ne nous permettrait pas de développer. Parmi les fonctionnalités exploitées :

- Lecture de fichier Excel avec *XLSX.read()*
- Conversion JSON avec *XLSX.utils.sheet_to_json()*
- Génération de fichiers multi-feuilles pour l'export de données avec

7.2 Développement de l'interface utilisateur

L'interface utilisateur s'articule autour d'une disposition en deux zones principales : la carte qui occupe l'espace central (80%) tandis que l'autre division à gauche (20%) présente les informations détaillées et les outils d'analyse. Cette organisation s'inspire des meilleures pratiques observées sur des plateformes comme OpenStreetMap²³ ou des SIG Web.

²⁰ https://developer.mozilla.org/fr/docs/Learn_web_development/Extensions/Async_JS/Introducing

²¹ <https://www.devenir-webmaster.com/tuto/javascript/destructuring-spread-operator/>

²² <https://leafletjs.com/examples/geojson/>

²³ <https://www.openstreetmap.org/history?before=171097544#map=13/48.57979/7.81531>

7.2.1 Conception de l'interface

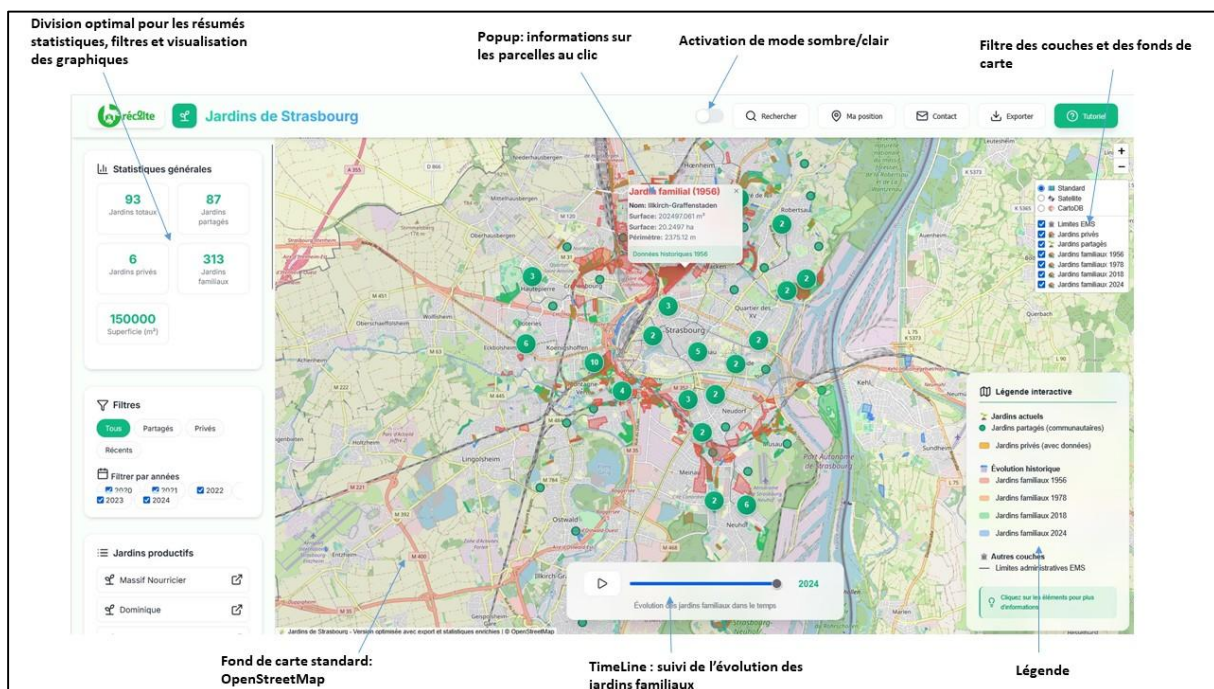


Figure 28: Interface utilisateur

7.2.2 Système de traitements des données et autres fonctionnalités

7.2.2.1 Traitement des fichiers Excel et génération de graphiques

L'intégration des données de récoltes stockées en Excel a présenté un éfis technique majeur, renvoyant parfois des erreurs de chargement. La bibliothèque SheetJS est utilisée pour éviter le recours à un serveur backend.

Le processus de traitements compends :

- Chargement asynchrone des fichiers Excel *async function handleJardinClickEnhanced(feature)*
- Parsinig (analyse) avec SheetJS
- Agrégation des données par variété et par années
- Génération des métriques statistiques

Différents types de graphiques sont générés :

- **Graphiques de base** générés automatiquement lors d'un clic sur un jardin avec un diagramme en camembert de répartition des variétés et leurs pourcentage et un histogramme d'évolution temporelle
- **Graphiques avancés** générés à la demande de l'utilisateur incluant un top 10 des variétés, un graphique radar de productivité et des filtres par année.

7.2.2.2 Autre fonctionnalités

Tutoriel : explique le fonctionnement de l'application web

Timeline interactive : pour visualiser l'évolution des jardins familiaux

Export des données Excel

Système de contact intégré : pour un utilisateur qui désire participer au projet RECOLTE

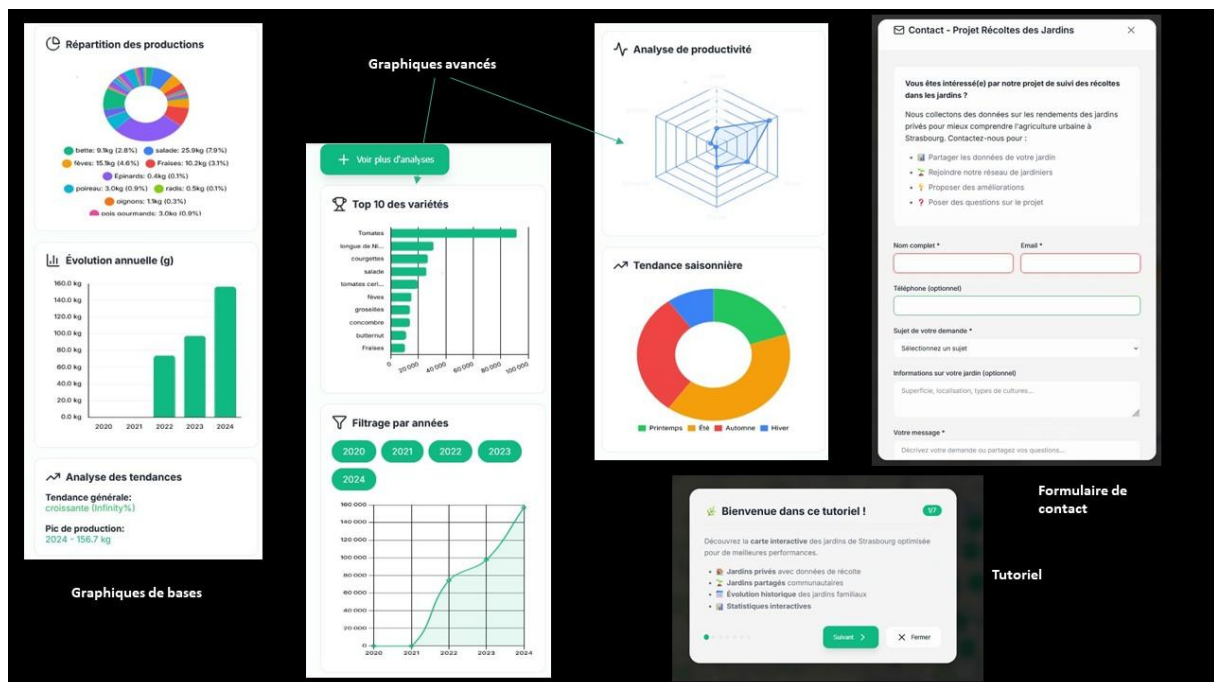


Figure 29: Statistiques intégrées / Contact / Tutoriel

7.2.3 Difficultés rencontrés

Responsive design : L'adaptation mobile reste un défi au développement de cette application web. La gestion simultanée de la carte et des graphiques sur petit écran nécessite de repenser entièrement la navigation et de définir les propriétés.

7.2.4 Perspectives d'amélioration de l'application

Des améliorations ont été proposées par certains participants au projet RECOLTE et d'autres par nous-mêmes :

- Intégration de données météorologiques pour analyser les rendements
- Ajout de comparaison inter-jardins
- Intégration d'outils d'analyse spatiale avancée
- Intégration d'IA

8 SIG finale

Tableau 3 : Composition du SIG

NOM DES FICHIERS	SOURCES	FORMATS
JARDINS PARTAGÉS	ECO-CONSEIL	POINT
JARDINS FAMILIAUX 1956	SIMON IRENEE 2021	POLYGONE
JARDINS FAMILIAUX 1978	SIMON IRENEE 2021	POLYGONE
JARDINS FAMILIAUX 2018	SIMON IRENEE 2021	POLYGONE
JARDINS FAMILIAUX 2024	SIMON IRENEE 2021	POLYGONE
FORTE PROBABILITE JD	ALHASSANE T. 2025	POLYGONE
ZONES POTENTIELLEMENT CULTIVABLES	ALHASSANE T. 2025	POLYGONE
SIG WEB JARDINS	ALHASSANE T. 2025	WEB

Conclusion

Ce mémoire avait pour objectif de développer une méthodologie de télédétection permettant de détecter et de cartographier les jardins privés de production au sein de l'Eurométropole de Strasbourg, et de mettre en œuvre par la suite un SIG qui regroupe tous les types de jardins (familiaux, partagés et privés) dédié à la connaissance et à la quantification du potentiel agricole des jardins nourriciers. La problématique posée était double : identifier une combinaison d'indices capables de discriminer les jardins productifs au sein du tissu urbain de l'EMS et, en l'absence d'accès direct aux propriétés privées, utiliser des pistes de validation croisées avec les données participatives du projet RECOLTE.

Les résultats obtenus confirment la pertinence de la démarche. L'association de l'indice spectral MSAVI2 et de l'indice textural d'homogénéité (GLCM) a permis de générer une classification qu'on peut qualifier de robuste, en se basant sur la médiane des valeurs de segment. Trois classes principales ont été identifiées : les zones non cultivables avec 12,8%, les zones à forte probabilité de jardinage avec 54,3% et les zones potentiellement cultivables qui occupent 32,9%. Ces résultats traduisent une forte présence de surfaces végétalisées résidentielles exploitables, tout en mettant en lumière la nécessité de distinguer les véritables potagers des pelouses ou surfaces uniformes non productives. La validation, bien que limitée, a confirmé la capacité de notre méthodologie à détecter les jardins privés nourriciers des contributeurs au projet RECOLTE.

Ce travail présente plusieurs apports scientifiques et opérationnels. Sur le plan scientifique méthodologique, il démontre l'efficacité de combiner une approche orientée-objet fondée sur la combinaison d'information spectrale et texturale, confirmant l'importance d'aller au-delà des approches purement pixellaires. Sur le plan opérationnel, cette méthodologie a permis de cartographier le potentiel de jardins privés de l'Eurométropole de Strasbourg.

Cependant, plusieurs limites doivent être soulignées : la contrainte temporelle monodate, la confusion spectrale persistante entre des pelouses et probablement des cultures en croissance et la difficulté de validation statistiquement robuste due à un faible nombre de contributeurs vérifiés. Ces limites ouvrent des perspectives claires pour la suite du travail : recours à des séries temporelles, des tests d'apprentissages d'algorithmes (Random Forest, CNN) pour permettre une classification nette et précise des jardins potagers privés.

En définitive, cette étude apporte une contribution à la compréhension de la cartographie des jardins privés productifs urbains. Elle confirme le potentiel considérable de ces espaces dans les stratégies locales d'agriculture urbaine et pose les bases d'un SIG intégrant à la fois la détection automatique et la participation citoyenne.

Bibliographie

- Aubry, A., & Tempere, A. (2022a). Apport de l'imagerie satellitaire pour l'identification et la cartographie des habitats littoraux de Mayotte soumis à une subsidence rapide. *Revue Paralia*. <https://hal.science/hal-03854687/>
- Aubry, A., & Tempere, A. (2022b). Apport de l'imagerie satellitaire pour l'identification et la cartographie des habitats littoraux de Mayotte soumis à une subsidence rapide. *Revue Paralia*.
- Bannari, A., Morin, D., Bonn, F., & Huete, A. (1995). A review of vegetation indices. *Remote sensing reviews*, 13(1-2), 95-120.
- Bell, S., Fox-Kämper, R., Keshavarz, N., Benson, M., Caputo, S., Noori, S., & Voigt, A. (2016). *Urban allotment gardens in Europe*. Routledge, Taylor & Francis Group.
- Bellon De La Cruz, B. (2014). *Évaluation du potentiel des images satellitaires à très haute résolution spatiale et leur analyse orientée objet pour la cartographie du mode d'occupation du sol à La Réunion* [PhD Thesis]. Université de la Réunion.
- Belgiu, M., & Drăguț, L. (2016). Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 114, 24-31.
- Blanchet, G., Latry, C., & Fourest, S. (2013). Mesures automatiques des performances radiométriques et géométriques des satellites Pléiades. Détail de la mesure de la FTM. *Gretsi*, September. https://www.gretsi.fr/data/colloque/pdf/2013_blanchet330.pdf
- Bonney, R., Phillips, T. B., Ballard, H. L., & Enck, J. W. (2016). Can citizen science enhance public understanding of science ? *Public understanding of science*, 25(1), 2-16.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45(1), 5-32.
- Bretagnolle, V., Benoît, M., Bonnefond, M., Breton, V., Church, J. M., Gaba, S., Gilbert, D., Gillet, F., Glatron, S., & Guerbois, C. (2019). Action-orientated research and framework. *Ecology and Society*, 24(3).
https://www.jstor.org/stable/26796997?casa_token=6UZ9OFacM0gAAAAA:mZnEM2XeuMAk83bOy8Cs6EJHG92k1Qg4pB-RdteJZcfjxGKPC2PHIyF8v1KG4cDe96qHkoEmASgnJXbAR1qdV_06qZxi4m954BVoGv0ziifBx9CgTyI
- Cameron, R. W., Blanuša, T., Taylor, J. E., Salisbury, A., Halstead, A. J., Henricot, B., & Thompson, K. (2012a). The domestic garden—Its contribution to urban green infrastructure. *Urban forestry & urban greening*, 11(2), 129-137.
- Cameron, R. W., Blanuša, T., Taylor, J. E., Salisbury, A., Halstead, A. J., Henricot, B., & Thompson, K. (2012b). The domestic garden—Its contribution to urban green infrastructure. *Urban forestry & urban greening*, 11(2), 129-137.
- Camps-Calvet, M., Langemeyer, J., Calvet-Mir, L., & Gómez-Baggethun, E. (2016). Ecosystem services provided by urban gardens in Barcelona, Spain : Insights for policy and planning. *Environmental Science & Policy*, 62, 14-23.

- Chen*, D., Stow, D. A., & Gong, P. (2004). Examining the effect of spatial resolution and texture window size on classification accuracy : An urban environment case. *International Journal of Remote Sensing*, 25(11), 2177-2192.
- Conrad, C. C., & Hilchey, K. G. (2011). A review of citizen science and community-based environmental monitoring : Issues and opportunities. *Environmental monitoring and assessment*, 176, 273-291.
- Mundler, P., Consalès, J. N., Melin, G., Pouvesle, C., & Vandenbroucke, P. (2014). Tous agriculteurs ? L'agriculture urbaine et ses frontières. *Géocarrefour*, 89(89/1-2), 53-63.
- Dennis, M., & James, P. (2017). Evaluating the relative influence on population health of domestic gardens and green space along a rural-urban gradient. *Landscape and Urban Planning*, 157, 343-351.
- Dewaelheyns, V., Kerselaers, E., & Rogge, E. (2016). A toolbox for garden governance. *Land Use Policy*, 51, 191-205.
- Dubbeling, M., Zeeuw, H. de, & Veenhuizen, R. van. (2010). *Cities, poverty and food : Multi-stakeholder policy and planning in urban agriculture*.
- Duchemin, E., Wegmuller, F., & Legault, A.-M. (2010). Agriculture urbaine : Un outil multidimensionnel pour le développement des quartiers. *VertigO-la revue électronique en sciences de l'environnement*, 10(2).
- Few, S. (2006). Information dashboard design.
- Franklin, S. E., Hall, R. J., Moskal, L. M., Maudie, A. J., & Lavigne, M. B. (2000). Incorporating texture into classification of forest species composition from airborne multispectral images. *International journal of remote sensing*, 21(1), 61-79.
- Freeman, C., Dickinson, K. J., Porter, S., & Van Heezik, Y. (2012). "My garden is an expression of me" : Exploring householders' relationships with their gardens. *Journal of Environmental Psychology*, 32(2), 135-143.
- Fritz, S., See, L., Carlson, T., Haklay, M., Oliver, J. L., Fraisl, D., Mondardini, R., Brocklehurst, M., Shanley, L. A., & Schade, S. (2019). Citizen science and the United Nations sustainable development goals. *Nature sustainability*, 2(10), 922-930.
- Goodchild, M. F. (2007). Citizens as sensors : the world of volunteered geography. *GeoJournal*, 69(4), 211-221.
- Grafius, D. R., Corstanje, R., Warren, P. H., Evans, K. L., Hancock, S., & Harris, J. A. (2016). The impact of land use/land cover scale on modelling urban ecosystem services. *Landscape Ecology*, 31(7), 1509-1522.
- Haralick, R. M., Shanmugam, K., & Dinstein, I. H. (2007). Textural features for image classification. *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, 6, 610-621.
- Herold, M., Scepan, J., & Clarke, K. C. (2002). The use of remote sensing and landscape metrics to describe structures and changes in urban land uses. *Environment and planning A*, 34(8), 1443-1458.
- Huete, A. R. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote sensing of environment*, 25(3), 295-309.

- INSEE (2017). Enquête Logement 2017. Institut National de Strasbourg. Institut National de la Statistique et des Etudes Economiques
- INSEE (2025). Population Légales 2022 – Eurométropole de Strasbourg. Institut Nationale de la Statistique et des Etudes Economiques
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444.
- LIDAR, A. (2002). Lidar Remote Sensing for Ecosystem Studies. *BioScience*, 52(1).
- Loram, A., Tratalos, J., Warren, P. H., & Gaston, K. J. (2007). Urban domestic gardens (X) : the extent & structure of the resource in five major cities. *Landscape ecology*, 22(4), 601-615.
- MacFaden, S. W., O’Neil-Dunne, J. P., Royar, A. R., Lu, J. W., & Rundle, A. G. (2012). High-resolution tree canopy mapping for New York City using LIDAR and object-based image analysis. *Journal of Applied Remote Sensing*, 6(1), 063567-063567.
- Mathieu, R., Aryal, J., & Chong, A. K. (2007). Object-based classification of Ikonos imagery for mapping large-scale vegetation communities in urban areas. *Sensors*, 7(11), 2860-2880.
- McClintock, N., Mahmoudi, D., Simpson, M., & Santos, J. P. (2016). Socio-spatial differentiation in the Sustainable City : A mixed-methods assessment of residential gardens in metropolitan Portland, Oregon, USA. *Landscape and Urban Planning*, 148, 1-16.
- Motohka, T., Nasahara, K. N., Oguma, H., & Tsuchida, S. (2010). Applicability of green-red vegetation index for remote sensing of vegetation phenology. *Remote Sensing*, 2(10), 2369-2387.
- Myint, S. W., Gober, P., Brazel, A., Grossman-Clarke, S., & Weng, Q. (2011). Per-pixel vs. Object-based classification of urban land cover extraction using high spatial resolution imagery. *Remote sensing of environment*, 115(5), 1145-1161.
- RIZCANOFANA, R. (2021). *GIS-BASED SOLAR PHOTOVOLTAIC POTENTIAL MODELLING IN THE URBAN AREA* (Doctoral dissertation, Palacký University Olomouc).
- Pacifici, F., Chini, M., & Emery, GRASSW. J. (2009). A neural network approach using multi-scale textural metrics from very high-resolution panchromatic imagery for urban land-use classification. *Remote Sensing of Environment*, 113(6), 1276-1292.
- Pourias, J., Aubry, C., & Duchemin, E. (2016). Is food a motivation for urban gardeners ? Multifunctionality and the relative importance of the food function in urban collective gardens of Paris and Montreal. *Agriculture and Human Values*, 33(2), 257-273.
- Robert-Boeuf, C. (2019). Les jardins familiaux franciliens entre urbanisation, végétalisation et agrarisation. Des espaces au cœur de la fabrique de la ville. *EchoGéo*, 50.
- See, L., Fritz, S., Perger, C., Schill, C., McCallum, I., Schepaschenko, D., Duerauer, M., Sturn, T., Karner, M., & Kraxner, F. (2015). Harnessing the power of volunteers, the internet and Google Earth to collect and validate global spatial information using Geo-Wiki. *Technological Forecasting and Social Change*, 98, 324-335.
- Small, C. (2001). Estimation of urban vegetation abundance by spectral mixture analysis. *International journal of remote sensing*, 22(7), 1305-1334.
- Speak, A. F., Mizgajski, A., & Borysiak, J. (2015). Allotment gardens and parks : Provision of ecosystem services with an emphasis on biodiversity. *Urban Forestry & Urban Greening*, 14(4), 772-781.

- Taylor, J. R., & Lovell, S. T. (2012). Mapping public and private spaces of urban agriculture in Chicago through the analysis of high-resolution aerial images in Google Earth. *Landscape and urban planning*, 108(1), 57-70.
- Van den Berg, A. E., van Winsum-Westra, M., De Vries, S., & Van Dillen, S. M. (2010). Allotment gardening and health : A comparative survey among allotment gardeners and their neighbors without an allotment. *Environmental Health*, 9(1), 74.
- Xu Guang, X. G., Zhu Xuan, Z. X., Fu DongJie, F. D., Dong JinWei, D. J., & Xiao XiangMing, X. X. (2017). *Automatic land cover classification of geo-tagged field photos by deep learning*.
- Yan, J., Zhou, W., Han, L., & Qian, Y. (2018). Mapping vegetation functional types in urban areas with WorldView-2 imagery : Integrating object-based classification with phenology. *Urban Forestry & Urban Greening*, 31, 230-240.
- Zhang, L., Zhang, L., & Du, B. (2016). Deep learning for remote sensing data : A technical tutorial on the state of the art. *IEEE Geoscience and remote sensing magazine*, 4(2), 22-40.

Annexe

Tableau 3

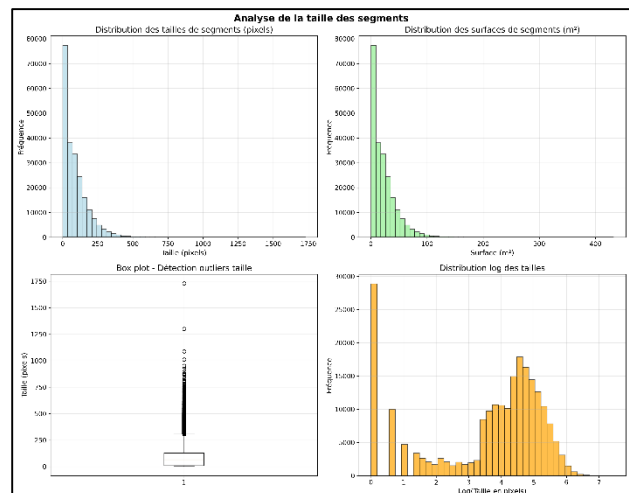
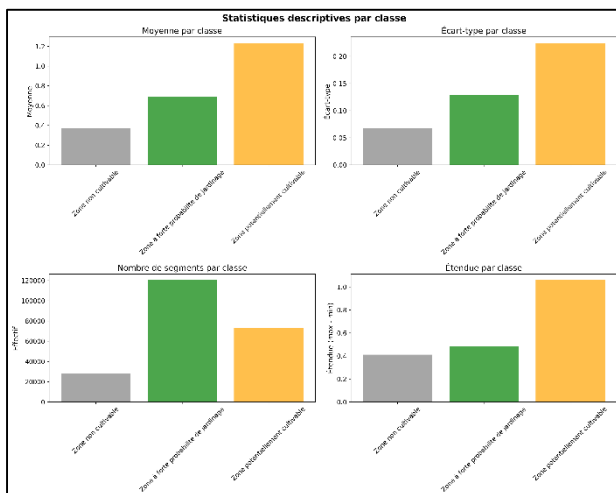
Colonne1	MEDIAN	MEAN	STD
MEDIAN	1	0.99784196	0.31111041
MEAN	0.99784196	1	0.34136152
STD	0.31111041	0.34136152	1

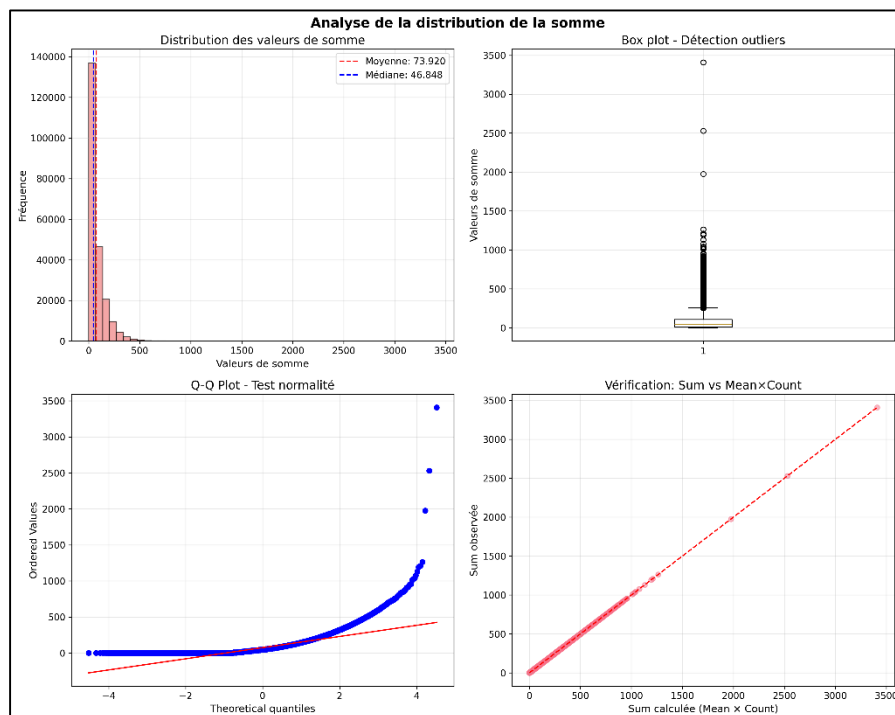
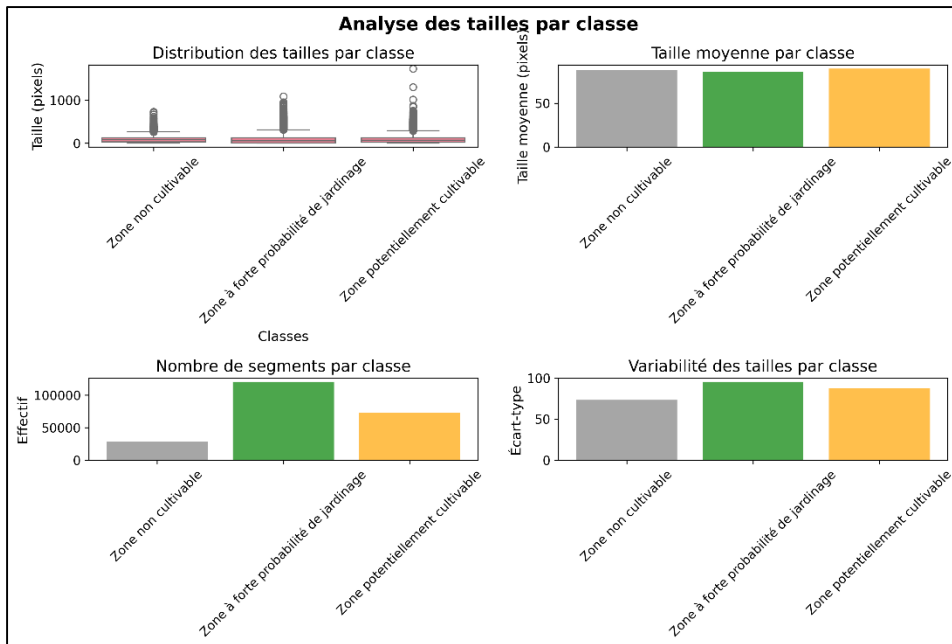
Tableau 4

Corrélation Spearman	P-value	Concordance parfaite (%)	Concordance proche (%)	Différence moyenne rangs
0.997563007	0	0.013069716	0.412372063	2756.894365

Tableau 5

Colonne1	Variable	N	Minimum	Q1	Médiane	Q3	Maximum	Moyenne	Ecart-type	CV	Asymétrie	Aplatissement
media	media	221	0.5	0.5	0.5	1.0	1.0	0.34	41.			
n	n	8	0.049	71	0.759	49	2	0.827	3	50	0.692	0.08484
mean	mean	8	0.052	77	0.771	59	2	0.835	2	05	0.660	-0.02432
std	std	8	0	43	0.082	31	0.660	0.091	7	09	0.819	0.95388





**Master Observation de la Terre et Géomatique
2024-2025**

RESUME :

L'agriculture urbaine est aujourd'hui reconnue comme un levier important pour la durabilité et la résilience alimentaire des villes. Pourtant, les jardins, bien qu'ils constituent une part importante des espaces verts urbains, restent largement invisibles dans les inventaires territoriaux et sous-documentés dans les bases de données officielles comme l'OpenData de l'EMS. Leur dispersion au sein du tissu résidentiel et leur nature privée rendent difficile leur recensement par des méthodes traditionnelles de terrain ou d'enquêtes administratives. La télédétection est, dans ce contexte, une alternative prometteuse pour améliorer la connaissance et la cartographie des espaces. Ce mémoire s'inscrit dans le cadre du projet RECOLTE et vise à développer une méthodologie innovante pour détecter et cartographier les jardins privés de récolte dans l'EMS. L'approche combine l'indice spectral MSAVI2, sensible à la végétation de faible densité, et un indice textural d'homogénéité dérivé de la matrice de co-occurrence (GLCM). Un masquage a été appliqué pour exclure les espaces publics et la végétation hautes (2 à 45m), afin de concentrer l'analyse sur les zones résidentielles privées. La segmentation orientée-objet a permis de générer des entités spatiales cohérentes, sur lesquelles des statistiques zonales ont été calculées. La médiane s'est imposée comme variable discriminante en raison de sa robustesse face aux valeurs aberrantes. Trois classes ont été définies : zones non cultivables (12,8%), zones à forte probabilité de jardinage (54,3%) et zones potentiellement cultivables. La validation, bien que limitée, a confirmé la pertinence de la démarche grâce à la détection correcte des jardins documentés par des contributeurs au projet RECOLTE.

MOTS-CLES :

Télédétection, GLCM, Segmentation orientée-objet, Homogénéité

ABSTRACT :

Urban agriculture is increasingly recognized as a key driver for sustainability and food resilience in cities. Yet, private gardens, although they represent an important share of urban green spaces, remain largely invisible in territorial inventories and under-documented in official databases such as the OpenData portal of the Eurometropolis of Strasbourg (EMS). Their scattered distribution within residential areas and their private nature make them difficult to record through traditional field surveys or administrative methods. In this context, remote sensing offers a promising alternative to improve knowledge and mapping of these spaces. This thesis is part of the RECOLTE project and aims to develop an innovative methodology to detect and map private household gardens in the EMS. The approach combines the MSAVI2 vegetation index, which is sensitive to low-density vegetation, with a textural homogeneity index derived from the Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM). A masking procedure was applied to exclude public green areas and tall vegetation (2 to 45 m), in order to focus the analysis on private residential zones. Object-based image segmentation was then performed to generate coherent spatial entities, on which zonal statistics were computed. The median value emerged as the most relevant discriminant variable due to its robustness against outliers. Based on this indicator, three classes were defined: non-cultivable areas (12.8%), areas with high probability of gardening (54.3%), and potentially cultivable areas. Validation, although limited, confirmed the relevance of the approach through the correct detection of gardens documented by contributors to the RECOLTE project.

KEYWORDS :

Remote Sensing, GLCM, Object-based image segmentation, Homogeneity