

REPUBLIQUE DU SENEGAL



Un peuple-un but-une foi

Ministère de l'Enseignement Supérieur, de la Recherche et de l'Innovation

Direction de l'Enseignement Supérieur Privé

Institut Supérieur d'Informatique

ISI

**Rapport de stage pour l'obtention de la licence professionnelle en
Géomatique et Développement d'applications**

**CONSTRUCTION D'UNE TYPOLOGIE VECTORIEL DU PARCELLAIRE
DU VILLAGES DE DIOHINE PAR APPRENTISSAGE PROFOND**

Présenté et soutenu par :

M. FAYE OUSMANE

Sous la direction de :

Dr ETIENNE DELAY

Projet : FerloSine - PERP Slam-B



Année Académique : 2023 - 2024

REPUBLIQUE DU SENEGAL



Un peuple-un but-une foi

Ministère de l'Enseignement Supérieur, de la Recherche et de l'Innovation

Direction de l'Enseignement Supérieur Privé

Institut Supérieur d'Informatique

ISI

**Rapport de stage pour l'obtention de la licence professionnelle en
Géomatique et Développement d'applications**

**CONSTRUCTION D'UNE TYPOLOGIE VECTORIEL DU PARCELLAIRE
DU VILLAGES DE DIOHINE PAR APPRENTISSAGE PROFOND**

Présenté et soutenu par :

M. FAYE OUSMANE

Sous la direction de :

Dr ETIENNE DELAY

Projet : FerloSine - PERP Slam-B



**Partner with
France**
*Avec la France



Année Académique : 2023 - 2024

DEDICACE

A nos chers parents en guise de reconnaissance et de gratitude pour leur amour, leur patience, leur soutien, leur encouragement et leur sacrifice.

Aucun mot, aucune dédicace ne pourrait exprimer notre respect, notre considération ainsi que l'expression de notre profond amour.

Puisse Dieu vous accorder santé, bonheur et longue vie afin que nous puissions un jour combler de joie vos vieux jours.

REMERCIEMENTS

Après avoir rendu grâce à Dieu et prié au nom du prophète (PSL), nous tenons à remercier tous ceux qui de loin ou de près ont participé à l'élaboration du rapport :

- A nos chers parents nous vous remercions infiniment pour votre soutien indéfectible, votre patience sans limite, vos prières et l'amour immense que vous nous portez. Avec l'aide de Dieu, nous nous engageons à vous rendre toujours fiers. Merci du fond du cœur !
- Un grand merci à nos frères et sœurs pour leur soutien constant, leur compréhension et leur présence tout au long de notre parcours. Merci du fond du cœur pour tout ce que vous avez fait pour nous.
- Nous tenons aussi à remercier notre Dr Etienne Delay pour sa disponibilité son engagement, malgré son emploi du temps chargé, elle est toujours là pour nous orienter et nous assister.
- Nos remerciements vont également au corps professoral et à toute l'administration de l'ISI, pour leur enseignement et leur soutien constants. Votre expertise et vos conseils ont joué un rôle crucial dans notre parcours académique et professionnel.
- Nous souhaitons exprimer notre profonde gratitude à nos précieux amis pour leur soutien indéfectible et leur présence constante tout au long de ce parcours. Votre amitié a été une source inestimable de force et d'encouragement.
- Nous tenons également à remercier nos camarades de classe pour leur collaboration, leurs échanges enrichissants et leur soutien tout au long de nos études. Votre camaraderie a grandement contribué à rendre cette expérience mémorable.
- Merci aussi aux membres du jury pour la lecture attentive de ce mémoire.

En somme, nous vous remercions tous du fond du cœur pour avoir été des piliers essentiels tout au long de ce parcours, transformant chaque étape en une expérience enrichissante et mémorable et nous gardons en nous la gratitude et la reconnaissance pour chacune d'entre elles.

AVANT-PROPOS

Créé en 1988 l'Institut Supérieur d'Informatique (ISI), est un établissement d'enseignement supérieur privé qui dispense des formations en informatique et en gestion. Il propose de multiples spécialités telles que : l'informatique de gestion, la comptabilité, l'infographie, les réseaux informatiques, les réseaux télécommunications, le génie logiciel. Il délivre les diplômes suivants : Brevet de Technicien Supérieur (BTS), Diplôme de Technicien Supérieur (DTS), Licence et Master Professionnels qui pour la plupart sont reconnus par le CAMES¹ et ANAQSUP².

Pour l'obtention de la licence en Géomatique et Développement d'applications, ISI exige aux étudiants la rédaction d'un rapport d'étage de fin de cycle. C'est dans ce cadre que nous avons élaboré ce document qui a pour sujet : **CONSTRUCTION D'UNE TYPOLOGIE VECTORIEL DU PARCELLAIRE DU VILLAGES DE DIOHINE PAR APPRENTISSAGE PROFOND**

Cette étude a donc pour objet d'apporter des solutions innovantes aux défis posés par l'usage des terres agricoles et pastorales, notamment à travers l'utilisation de la télédétection et des systèmes d'information géographique (SIG).

Ce document constitue notre premier travail de recherche académique, c'est pourquoi nous sollicitons de la part du jury, beaucoup d'indulgence pour ce qui concerne son évaluation.

1CAMES : Conseil Africain et Malgache pour l'Enseignement Supérieur

2 ANAQSUP : Autorité Nationale d'Assurance Qualité de l'enseignement Supérieur

SOMMAIRE

DEDICACE	I
REMERCIEMENTS	II
AVANT-PROPOS	III
SOMMAIRE	IV
GLOSSAIRE	V
LISTE DES FIGURES	VI
LISTE DES TABLEAUX	VIII
RESUME	IX
ABSTRACT	X
1. CHAPITRE I : Introduction générale	1
2. CHAPITRE II : Etudes et Réalisations.....	7
3. CHAPITRE III : Conclusion générale (Bilan)	25
BIBLIOGRAPHIE	i
WEBOGRAPHIE	ii
TABLE DES MATIERES	iii

GLOSSAIRE

- **UML:** Unified Modeling Language
- **SIG :** Système d'Information Géographique
- **ANASUP :** Autorité Nationale d'Assurance Qualité de l'enseignement Supérieur
- **API :** Application Programming Interface
- **CAMES :** Conseil Africain et Malgache pour l'Enseignement Supérieur
- **ISI :** Institut Supérieur d'Informatique
- **CIRAD :** Centre de Coopération Internationale en Recherche Agronomique pour le Développement
- **CUDA :** Compute Unified Device Architecture
- **IRD :** Institut de Recherche pour le Développement
- **GERDAT :** Groupement d'étude et de recherche pour le développement de l'agriculture tropicale
- **CGIAR :** Groupe Consultatif pour la Recherche Agricole Internationale
- **IA :** Intelligence Artificielle
- **SAM EO :** Segment Anything Model Earth Observation
- **NDVI :** Normalisation Difference Vegetation Indice
- **RGB :** Red Green Blue
- **VÉNµS:** Vegetation and Environment monitoring on a New Micro-Satellite
- **GPU:** Graphics Processing Unit

LISTE DES FIGURES

Figure 1 : Carte de localisation et de situation de la zone d'étude.....	8
Figure 2 : Cultures en période de Croissance dans le village de Diohine.....	21
Figure 3 : Images NDVI à différentes dates d'acquisition.....	22
Figure 4 : Profils associés aux images NDVI.....	22
Figure 5 : Empilement des 10 premières combinaisons NDVI à 3 dates.....	23
Figure 6 : Combinaison avec les dates en milieu de saison.....	23
Figure 7 : Les meilleures combinaisons NDVI à 3 dates.....	24
Figure 8 : Évolution multi-temporelle des indices NDVI et segmentation du couvert végétal.....	24
Figure 9 : Visualisation individuelle des combinaisons NDVI pour chaque péri d'acquisition.....	24
Figure 10 : Modèle D'intelligence Artificiel SAM EO.....	29
Figure 11 : Image brute segmentée sans aucun traitement de contourisation	34
Figure 12 : Image Binaire de la segmentation avec traitement de contourisation	35
Figure 13 : Visualisation Spatiale du parcellaire avec l'images aux couleurs réelles	36
Figure 14 : Carte du parcellaire avec l'image des combinaison NDVI.....	37
Figure 15 : Visualisation Spatiale des zones complexes à la segmentation	38
Figure 16 : Matrice de confusion et métrique de performances	39

LISTE DES TABLEAUX

	Pages
Tableau 1: Répartition des Bandes Spectrales en Fonction des Longueurs d'Onde et du Domaine...	20
Tableau 2 : Périodes agricoles et stades de culture associés aux dates d'imagerie (2019-2020)	22

RESUME

Face aux défis environnementaux et climatiques croissants au Sénégal, en particulier dans la région du Ferlo, le projet *SineFerlo* a été lancé pour promouvoir une gestion durable des ressources naturelles. Ce projet vise à atténuer les effets de la dégradation des terres et de l'aridité extrême qui menacent les activités agricoles et pastorales, essentielles pour les communautés locales. Cette étude a été réalisée au Centre de coopération internationale en recherche agronomique pour le développement dans le cadre du projet *FerloSine* utilisant des technologies avancées de télédétection et des systèmes d'information géographique (SIG) pour fournir des données précises et actualisées.

Ce stage s'inscrit dans l'un des volets clés du projet, à savoir la création d'une typologie vectorielle automatisée des parcelles agricoles par apprentissage profond. Cette typologie est élaborée à partir de données multispectrales et multi-temporelles acquises sur le village de Diohine, dans le département de Fatick. Le modèle développé vise à classer et caractériser les parcelles agricoles, permettant ainsi d'évaluer leur productivité, d'analyser les pratiques agricoles et de comprendre leur impact sur l'environnement.

Ce travail apporte une base solide pour les décisions des chercheurs et des décideurs, favorisant l'adaptation des pratiques agricoles aux défis climatiques et l'amélioration de la gestion des terres.

ABSTRACT

Facing increasing environmental and climatic challenges in Senegal, particularly in the Ferlo region, the **SineFerlo** project was launched to promote sustainable natural resource management. This initiative aims to mitigate land degradation and extreme aridity, which threaten agricultural and pastoral activities essential to local communities. This study was conducted at the **Centre de Coopération Internationale en Recherche Agronomique pour le Développement (CIRAD)** as part of the **FerloSine** project, utilizing advanced remote sensing technologies and Geographic Information Systems (GIS) to provide accurate and up-to-date data.

This research is part of a key component of the project: the automated creation of a **vector-based typology of agricultural plots using deep learning**. The typology is derived from multispectral and multi-temporal data collected in **Diohine village, Fatick department**. The developed model aims to classify and characterize agricultural plots, enabling the assessment of productivity, analysis of agricultural practices, and understanding of their environmental impact.

This work provides a solid foundation for researchers and policymakers, facilitating the adaptation of agricultural practices to climate challenges and improving land management.

1. CHAPITRE I : Introduction Générale

Le Sénégal, à l'instar de nombreux pays sahéliens, fait face à des défis environnementaux et climatiques de plus en plus préoccupants. La région du Ferlo, située dans le nord du pays et du Sine, représentent des zones particulièrement vulnérables en raison de la dépendance à l'agriculture et à l'élevage, activités majeures pour les populations locales. Cette région est marquée par des conditions climatiques difficiles, notamment des précipitations irrégulières et une forte aridité, exacerbant la dégradation des terres et mettant en péril la sécurité alimentaire des communautés rurales.

Dans ce contexte, le **projet FerloSine** a été initié pour répondre aux enjeux de gestion durable des ressources naturelles. Ce projet a été mis en place grâce à la collaboration entre plusieurs institutions de recherche comme le **Centre de Coopération Internationale en Recherche Agronomique pour le Développement (CIRAD)** et l'**Institut de Recherche pour le Développement (IRD)**, deux institutions majeures dans la recherche scientifique au service du développement durable. L'objectif principal du projet est d'apporter des solutions innovantes aux défis posés par l'usage des terres agricoles et pastorales, notamment à travers l'utilisation de la télédétection et des systèmes d'information géographique (SIG). Ces technologies offrent la possibilité de générer des données précises et actualisées, facilitant ainsi une meilleure planification et gestion des ressources naturelles, dans un contexte de changement climatique.

L'une des composantes majeures du projet est l'élaboration d'une **typologie vectorielle** des parcelles agricoles, qui vise à fournir un cadre d'analyse rigoureux pour les chercheurs et les décideurs. Cette typologie permet d'identifier les caractéristiques des parcelles cultivées, d'évaluer leur productivité et d'étudier l'impact des pratiques agricoles sur l'environnement. En développant un modèle précis de classification des terres, le projet FerloSine, ambitionne de soutenir les initiatives locales en matière d'adaptation aux changements climatiques et d'amélioration des pratiques agricoles mais aussi à atteindre la neutralité carbone pour lutter contre le changement climatique, tout en favorisant un développement durable dans la région.

1.1 Présentation du Centre de coopération Internationale en Recherche Agronomique pour le Développement (CIRAD)

Le Centre de coopération internationale en recherche agronomique pour le développement (CIRAD) est un organisme français fondé en 1984, issu de la fusion de neuf instituts techniques et de recherche, initialement créés pour accompagner les filières agricoles tropicales. Son histoire remonte à la fin du XIXe siècle, lorsque la France, inspirée par le modèle britannique, établit le Jardin d'essai colonial de Nogent-sur-Marne en 1899. Ce jardin permettait de cultiver,

analyser et multiplier des variétés tropicales pour améliorer la production agricole dans les colonies françaises.

Au cours des décennies suivantes, plusieurs instituts spécialisés voient le jour pour renforcer la connaissance des cultures tropicales de rente, notamment celles destinées à l'exportation vers la métropole. Dans les années 1960, l'indépendance des colonies marque une transition : les instituts s'orientent désormais vers l'aide aux nouveaux États en favorisant la sécurité alimentaire locale grâce à la recherche sur les cultures vivrières. Par la suite, le Groupement d'étude et de recherche pour le développement de l'agriculture tropicale (GERDAT) est créé pour coordonner ces activités de recherche, une première étape vers la fusion qui aboutira à la création du CIRAD en 1984.

L'institution, placée sous la tutelle des ministères de la Recherche et de la Coopération, entre alors dans une phase de modernisation pour répondre aux besoins de la recherche scientifique et internationale. Dès les années 2000, le CIRAD renforce son orientation vers l'excellence scientifique et l'impact global de ses travaux, en multipliant les partenariats et en accroissant considérablement la publication de ses recherches. En 2006, une réforme clé redéfinit la structure de l'organisation en trois départements scientifiques : « Bios » pour les systèmes biologiques, « Persyst » pour les systèmes techniques, et « ES » pour les systèmes sociaux et institutionnels. Cette restructuration permet au CIRAD d'adopter une approche interdisciplinaire et de mieux s'adapter aux défis mondiaux, notamment en matière de sécurité alimentaire, de biodiversité, d'agroécologie et de santé.

La mise en place du siège du CGIAR à Montpellier en 2011 renforce encore la position du CIRAD, plaçant la ville comme un centre mondial de recherche agronomique tropicale. Aujourd'hui, le CIRAD s'illustre par sa capacité à développer des solutions pour l'agriculture durable en partenariat avec les pays du Sud, en contribuant directement aux Objectifs de Développement Durable (ODD). Le CIRAD ne se contente plus de transférer des solutions élaborées ailleurs : il promeut le développement par la recherche, en adaptant les innovations aux contextes locaux pour renforcer les capacités de recherche souveraines de ses partenaires.

Au fil du temps, le CIRAD s'est imposé comme un acteur majeur dans la production de connaissances et d'innovations pour une agriculture tropicale durable et résiliente, essentielle pour répondre aux enjeux sociaux, économiques et environnementaux mondiaux.

1.2 Contexte

La gestion durable des terres agricoles constitue un enjeu majeur pour les communautés rurales du Sénégal, particulièrement dans les zones où les activités agricoles sont la principale source de subsistance. Parmi ces zones figure **Diohine**, un village situé dans la région de Fatick, au sein de l'observatoire de **Niakhar**. Cet observatoire, reconnu pour ses recherches sur la dynamique des populations et l'environnement, offre un cadre scientifique précieux pour étudier les interactions entre les activités humaines et les écosystèmes locaux.

La région de **Niakhar** fait face à des pressions croissantes liées à la dégradation des terres, à l'irrégularité des précipitations et aux effets du changement climatique, affectant directement la productivité agricole et la sécurité alimentaire des communautés. Dans ce contexte, le projet **FerloSine**, qui vise à améliorer la gestion des terres à travers l'utilisation des technologies géospatiales, a intégré **Diohine** comme l'une de ses zones d'étude prioritaires. Le projet s'attache à générer des données précises pour mieux comprendre les dynamiques agricoles et leurs impacts sur l'environnement, afin de proposer des solutions innovantes.

L'observatoire de **Niakhar**, en collaboration avec des institutions telles que le **CIRAD** et l'**IRD**, joue un rôle central dans la collecte de données sur les pratiques agricoles, les conditions climatiques et les transformations environnementales. Les technologies de télédétection et les systèmes d'information géographique (SIG) y sont mobilisés pour analyser l'occupation des sols, identifier les types de cultures et évaluer la productivité des parcelles agricoles.

Le village de **Diohine**, avec ses spécificités agroécologiques et son rôle clé dans l'économie rurale de la région de Fatick, représente une zone d'intérêt stratégique pour ce projet. L'objectif est d'élaborer une typologie des parcelles agricoles qui permettrait non seulement de mieux comprendre les systèmes de production en place, mais aussi de fournir aux décideurs locaux des outils pour une meilleure planification et une gestion durable des ressources agricoles.

En somme, cette étude menée dans la zone de **Diohine** s'inscrit dans une démarche plus large visant à renforcer la résilience des communautés rurales face aux défis environnementaux actuels.

1.3 Problématique

Les communautés rurales du Sénégal, en particulier dans la région de Fatick, font face à une série de défis majeurs liés à la gestion des ressources naturelles. La dégradation des sols, accentuée par les changements climatiques, et la pression croissante sur les terres agricoles affectent non seulement la productivité, mais également la durabilité des systèmes de production agricole. À **Diohine**, village situé dans l'observatoire de **Niakhar**, les pratiques agricoles traditionnelles peinent à répondre aux exigences croissantes d'une agriculture résiliente et durable.

Dans ce contexte, une question centrale émerge : **comment mieux caractériser et comprendre les dynamiques des parcelles agricoles à Diohine afin de proposer des solutions pour une gestion plus durable et productive des terres ?**

Cette problématique se divise en plusieurs enjeux spécifiques :

- **Caractérisation des types de parcelles agricoles** : Quelle typologie des parcelles peut-on établir à partir des données géospatiales et des techniques de télédétection ?
- **Identification des pratiques agricoles et de leur impact sur les sols** : Comment les pratiques agricoles actuelles influencent-elles la qualité et la dégradation des sols dans cette région ?
- **Optimisation de la gestion des ressources** : Comment les technologies géospatiales et les analyses SIG peuvent-elles contribuer à une gestion plus rationnelle des terres, en soutenant la productivité tout en réduisant la pression sur l'environnement ?

L'étude de ces enjeux à travers l'utilisation d'outils modernes tels que les SIG, les images satellitaires et les techniques d'intelligence artificielle permettrait non seulement de mieux comprendre les réalités actuelles de la gestion des terres agricoles à **Diohine**, mais aussi de proposer des stratégies innovantes et adaptées aux spécificités locales. La réponse à cette problématique vise à améliorer les connaissances nécessaires à une meilleure planification et gestion durable des ressources agricoles, tout en renforçant la résilience des communautés rurales face aux défis environnementaux

1.4 Objectif

L'objectif général de ce stage est de contribuer à une meilleure connaissance des dynamiques des parcelles agricoles à **Diohine** et d'apporter des éléments pour une gestion plus durable et efficiente des terres agricoles dans le contexte des défis environnementaux et climatiques actuels.

Cet objectif général se décline en plusieurs objectifs spécifiques :

1. **Caractériser les types de parcelles agricoles** : Utiliser des techniques de télédétection et des systèmes d'information géographique (SIG) pour établir une typologie précise des parcelles agricoles dans la zone d'étude. Cette classification permettra de mieux comprendre les différents types d'utilisation des terres.
2. **Analyser l'impact des pratiques agricoles** : Étudier les pratiques agricoles locales (cultures, systèmes de rotation, techniques de préparation des sols) et leur influence sur la dégradation des sols, en s'appuyant sur les données géospatiales et les images satellitaires.
3. **Développer une base de données géospatiale** : Créer et structurer une base de données géospatiale intégrant les données issues de la télédétection, des relevés de terrain et des informations socio-économiques, afin de faciliter l'analyse et le suivi des parcelles agricoles.
4. **Appliquer des techniques d'intelligence artificielle (IA)** : Mettre en œuvre des méthodes d'apprentissage automatique (Machine Learning) pour analyser les données géospatiales et établir des prédictions sur l'évolution de l'utilisation des terres et de la productivité agricole dans la zone d'étude.



2. CHAPITRE II : Etudes et Travaux Réalisés

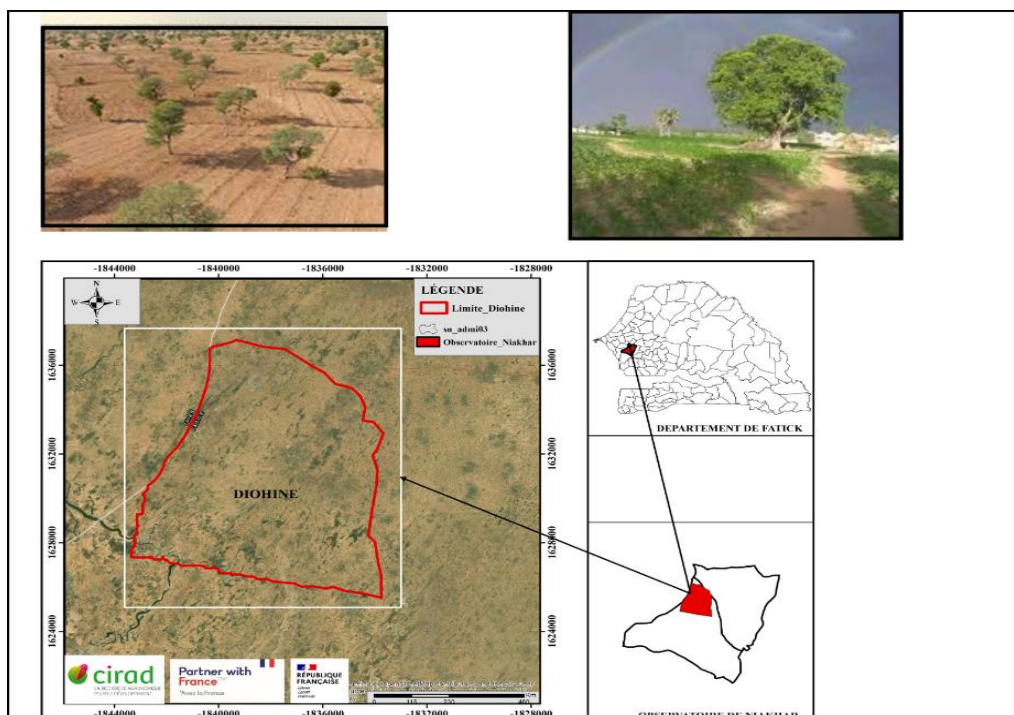
2.1 Présentation de la Zone d'Études – Diohine, Sénégal

La zone d'étude du projet FerloSine est située à Diohine, commune rurale de la région de Fatick, à environ 150 km de Dakar. Elle fait partie de l'Observatoire de Niakhar, un site de recherche agricole. Diohine se trouve dans une zone semi-aride, avec une saison des pluies de juin à octobre et des précipitations annuelles moyennes de 700 à 900 mm. Bien que propice à l'agriculture, la région est vulnérable aux impacts du changement climatique, notamment la variabilité des précipitations et la sécheresse.

Enjeux Agricoles :

L'agriculture à Diohine repose sur des cultures de subsistance et de marché telles que le mil, le sorgho, l'arachide et le riz. Cependant, les agriculteurs font face à plusieurs défis :

- Variabilité climatique : Les fluctuations des précipitations et l'augmentation des températures impactent les rendements agricoles.
- Accès aux ressources : L'accès limité aux semences, engrais et outils modernes freine l'amélioration des rendements.
- Gestion des terres : L'augmentation de la population et l'intensification des cultures causent la dégradation des sols et la perte de fertilité.



➤ Observatoire de Niakhar

L'Observatoire de Niakhar est un centre de recherche dédié à l'étude des dynamiques environnementales et agricoles de la région, utilisant des approches multidisciplinaires incluant la télédétection, l'analyse de données et la modélisation. Son objectif principal est de fournir des informations actualisées aux décideurs, agriculteurs et chercheurs pour une gestion durable des ressources naturelles. Il s'intéresse aux interactions entre les pratiques agricoles et les changements environnementaux, en évaluant les impacts des politiques agricoles. Le projet FerloSine complète cette démarche en intégrant des technologies avancées pour améliorer l'accès à l'information et aux ressources pour les agriculteurs.

2.2 Acquisition de Données et Création D'un ensemble de Données (Dataset) de Qualité

Pour une délimitation précise du parcellaire agricole et une typologie vectorielle de qualité, l'acquisition de données de haute résolution est essentielle. L'imagerie satellitaire offre des perspectives prometteuses pour l'analyse géospatiale, particulièrement dans les applications de segmentation des parcelles agricoles en zones rurales. Dans ce cadre, l'utilisation d'images satellitaires à haute résolution s'avère indispensable pour capturer les détails des parcelles, identifier les frontières entre elles, et observer les caractéristiques spécifiques de la végétation.

Afin de répondre aux exigences de précision spatiale et spectrale de cette étude, nous avons sélectionné les images du satellite **VÉNµS** (*Vegetation and Environment monitoring on a New Micro-Satellite*), qui offre une résolution spatiale optimale de **4 à 5 mètres**. Ce niveau de résolution permet une analyse fine du parcellaire dans les zones rurales telles que le village de Diohine, où les parcelles agricoles, souvent de petite à moyenne échelle et au tracé complexe, nécessitent des données d'une qualité suffisante pour garantir une identification et une caractérisation précises.

De plus, le spectre d'imagerie couvert par VÉNµS, qui s'étend jusqu'à l'infrarouge proche, est particulièrement adapté aux besoins de suivi de la végétation. Cette gamme spectrale permet le calcul d'indices de végétation et l'observation détaillée de l'état des cultures, des sols, et de l'eau au sein des parcelles. L'imagerie VÉNµS constitue ainsi une source de données idéale pour une cartographie parcellaire détaillée, répondant aux impératifs d'analyse et de typologie vectorielle du parcellaire agricole dans cette étude.

Bande	Longueur d'onde (nm)	Longueur d'onde (μm)	DOMAINE
B1	423.9	0.4239	VISIBLE (BLEU)
B2	446.9	0.4469	
B3	491.9	0.4919	
B4	555.0	0.5550	VISIBLE (VERT)
B5	619.7	0.6197	
B6	619.5	0.6195	
B7	666.2	0.6662	VISIBLE (ROUGE)
B8	702.0	0.7020	
B9	741.1	0.7411	
B10	782.2	0.7822	INFRAROUGE
B11	861.1	0.8611	
B12	908.7	0.9087	

Tableau 1 : Répartition des Bandes Spectrales en Fonction des Longueurs d'Onde et du Domaine

Pour mieux illustrer la complexité du parcellaire ainsi que la résolution des images VÉN μ S, nous présentons ci-dessous une image illustrative. Il s'agit d'une image VÉN μ S acquise en pleine phase de croissance des cultures, mettant en évidence les détails des parcelles agricoles et les défis associés à leur segmentation.

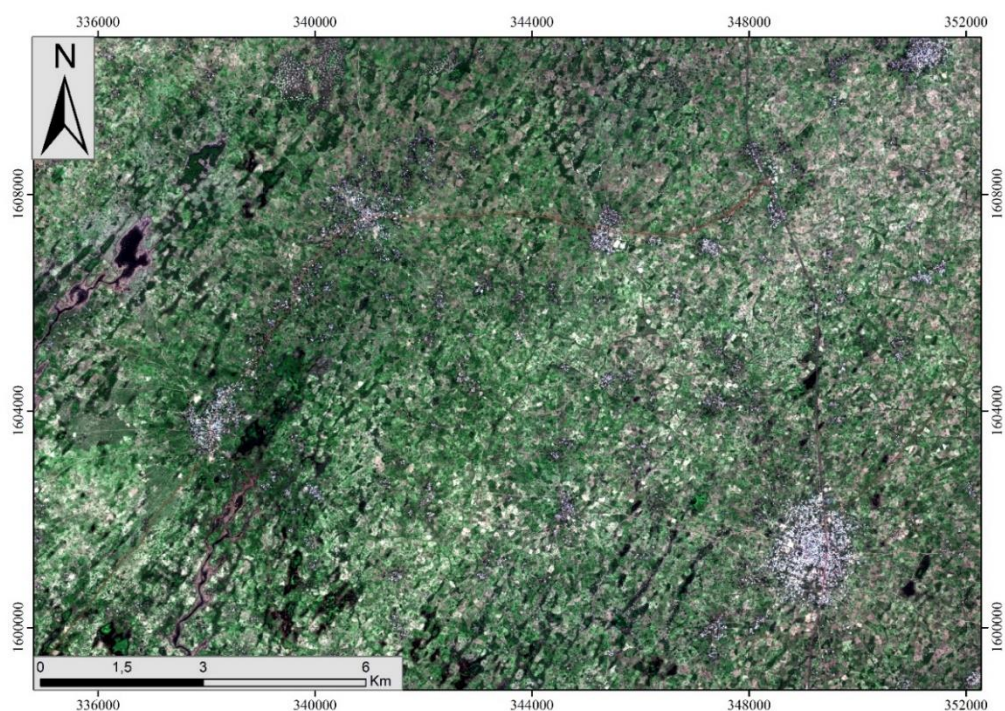


Figure 2 : Cultures en période de Croissance à Diohine

Pour optimiser l'efficacité du modèle SAM dans la délimitation des parcelles agricoles, nous avons choisi d'intégrer des **données multi-temporelles** et de créer des **matrices d'indices de végétation**.

2. 3 Création De Donnée Multi Temporel

L'utilisation de données acquises à différentes périodes de l'année permet de capturer la variabilité saisonnière des cultures et de distinguer plus précisément les parcelles agricoles en fonction de l'évolution de la végétation au fil du temps. Cette approche multi-temporelle est essentielle pour une délimitation robuste des parcelles, en particulier dans les environnements agricoles où les conditions de culture changent au cours des cycles de croissance.

Dans cette méthodologie de segmentation, il est essentiel de prendre en compte le cycle de croissance des cultures. En effet, la taille souvent réduite des parcelles, leurs formes irrégulières, et la complexité de leurs limites rendent l'identification des parcelles agricoles particulièrement laborieuse. En fonction de la période de la saison agricole, la délimitation des parcelles peut s'avérer plus ou moins aisée. Par exemple, les parcelles sont généralement plus visibles en période de maturation des cultures, lorsque la végétation est pleinement développée et offre un contraste élevé avec le sol et les parcelles voisines.

Cependant, se baser uniquement sur cette période de maturité pour la segmentation comporte des risques. D'autres végétations non agricoles, en particulier les espaces non cultivés, peuvent également atteindre leur pic de croissance pendant cette même période, occupant parfois des zones de taille comparable aux parcelles agricoles. Cette végétation peut entraîner des erreurs d'interprétation en créant des faux contours ou en masquant certaines limites de parcelles.

Pour minimiser ces erreurs, nous avons sélectionné stratégiquement plusieurs dates d'acquisition couvrant différentes phases du cycle de culture. Ces dates incluent non seulement les périodes de croissance active et de maturation des cultures, mais également des phases en dehors de la saison de croissance, telles que la période de préparation des parcelles. En combinant ces différentes périodes, nous cherchons à obtenir une vue plus complète du parcellaire, ce qui permet de renforcer la précision et la fiabilité de la segmentation.

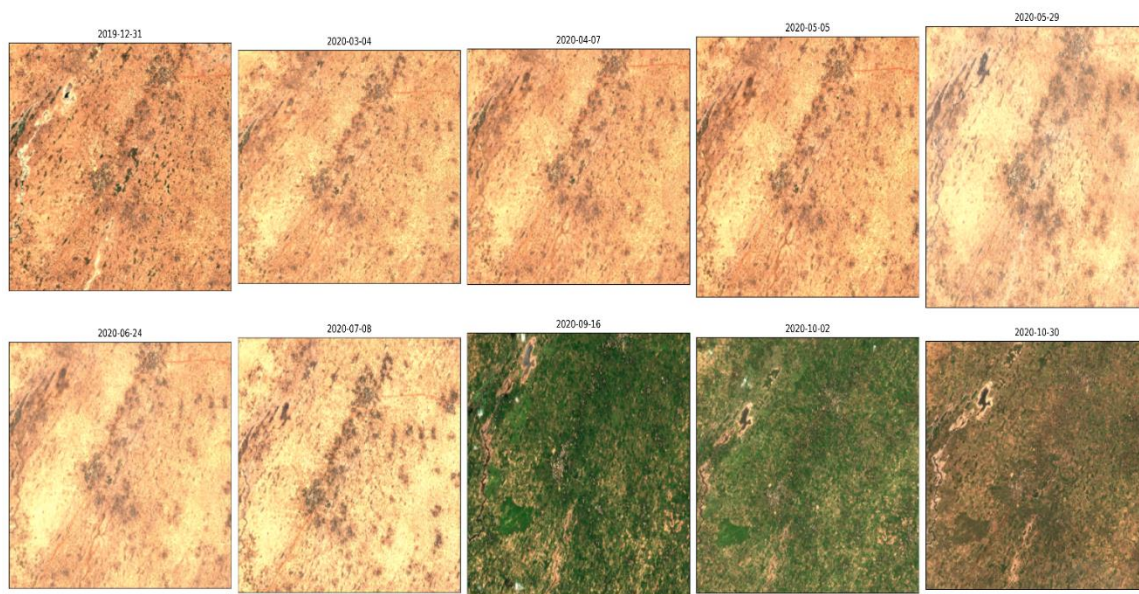
Date de l'image	Période agricole correspondante
2019-12-31	Post-saison (hors saison de culture)
2020-03-04	Pré-saison (hors saison de culture)
2020-04-07	Pré-saison (hors saison de culture)
2020-05-05	Pré-saison (phase de préparation)
2020-06-24	Début de saison (stade de croissance)
2020-07-08	Mi-saison (croissance active)
2020-09-16	Fin de saison (maturité)
2020-10-02	Fin de saison (maturité / récolte)
2020-10-30	Post-saison (fin de récolte)

Tableau 2 : Périodes agricoles et stades de culture associés aux dates d'imagerie (2019-2020)

Les dates sélectionnées pour les images couvrent une gamme de périodes stratégiques qui permettent d'observer le parcellaire agricole à différents stades de la saison de culture, ainsi qu'en dehors de celle-ci.

- **Pré-saison (de décembre à mai)** : Les images acquises entre décembre 2019 et mai 2020 correspondent à la période hors saison de culture. Ces dates sont importantes pour observer l'état des parcellaires après récolte les zones de préparation des parcelles avant le début de la saison, notamment en mai, où les activités de préparation peuvent être visibles.
- **Début de saison (juin)** : Avec l'image du 24 juin, on observe les premières étapes de croissance des cultures, marquant le début de la saison agricole. Cette période offre un contraste utile entre les parcelles récemment semées et celles laissées en jachère.
- **Mi-saison (juillet)** : L'image du 8 juillet correspond à une période de croissance active des cultures, où les parcelles sont bien définies et leur délimitation devient plus claire, facilitant l'identification des frontières.

- **Fin de saison (septembre à octobre)** : Les images acquises en septembre et début octobre coïncident avec la période de maturation. C'est la phase où les parcelles sont pleinement développées, ce qui permet une délimitation optimale avant la récolte. Cependant, le risque d'inclusion de végétation non agricole en pleine croissance est également plus élevé.
- **Post-saison (fin octobre)** : Enfin, l'image du 30 octobre marque la fin de la saison et peut révéler les parcelles après la récolte, offrant une perspective complémentaire pour valider la structure du parcellaire.



2.4 Calcule des indices matriciels de végétation (NDVI : Normalisation Différence Végétation Indice).

Le **NDVI** (Normalized Difference Vegetation Index, ou Indice de Végétation par Différence Normalisée) est un indice spectral largement utilisé pour l'analyse de la végétation. Il permet de quantifier la densité et la santé de la végétation en exploitant les différences de réflectance entre les bandes rouge (Red) et infrarouge proche (Near Infrared, ou NIR) d'une image satellite.

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}$$

Le NDVI est particulièrement utile pour cette étude car il fournit des informations sur la santé et la densité de la végétation, ce qui facilite l'identification des parcelles cultivées par rapport aux zones non cultivées ou à la végétation naturelle. Il permet aussi de détecter les changements de végétation au cours de la saison, ce qui est crucial pour la segmentation des parcelles sur des images multi-temporelles.

Le calcul d'indices de végétation matriciels, comme le **NDVI** (Indice de Végétation par Différence Normalisée), est essentiel pour ce type d'étude. L'objectif principal de chaque indice de végétation est de mettre en évidence une classe spécifique en la rendant plus visible dans l'image, ce qui facilite son extraction et sa cartographie. Dans notre cas, bien que l'objectif ne soit pas de cartographier la végétation en général, les cultures agricoles font partie intégrante de celle-ci. Ainsi, rendre la végétation plus visible permet également d'accentuer les contours des parcelles agricoles.

Dans cette démarche, nous calculerons pour chaque image acquise de notre jeu de données son indice de végétation. Les résultats de ces calculs seront ajoutés à notre ensemble de données d'entraînement et de test pour améliorer la visibilité des parcelles et optimiser la précision de la segmentation.

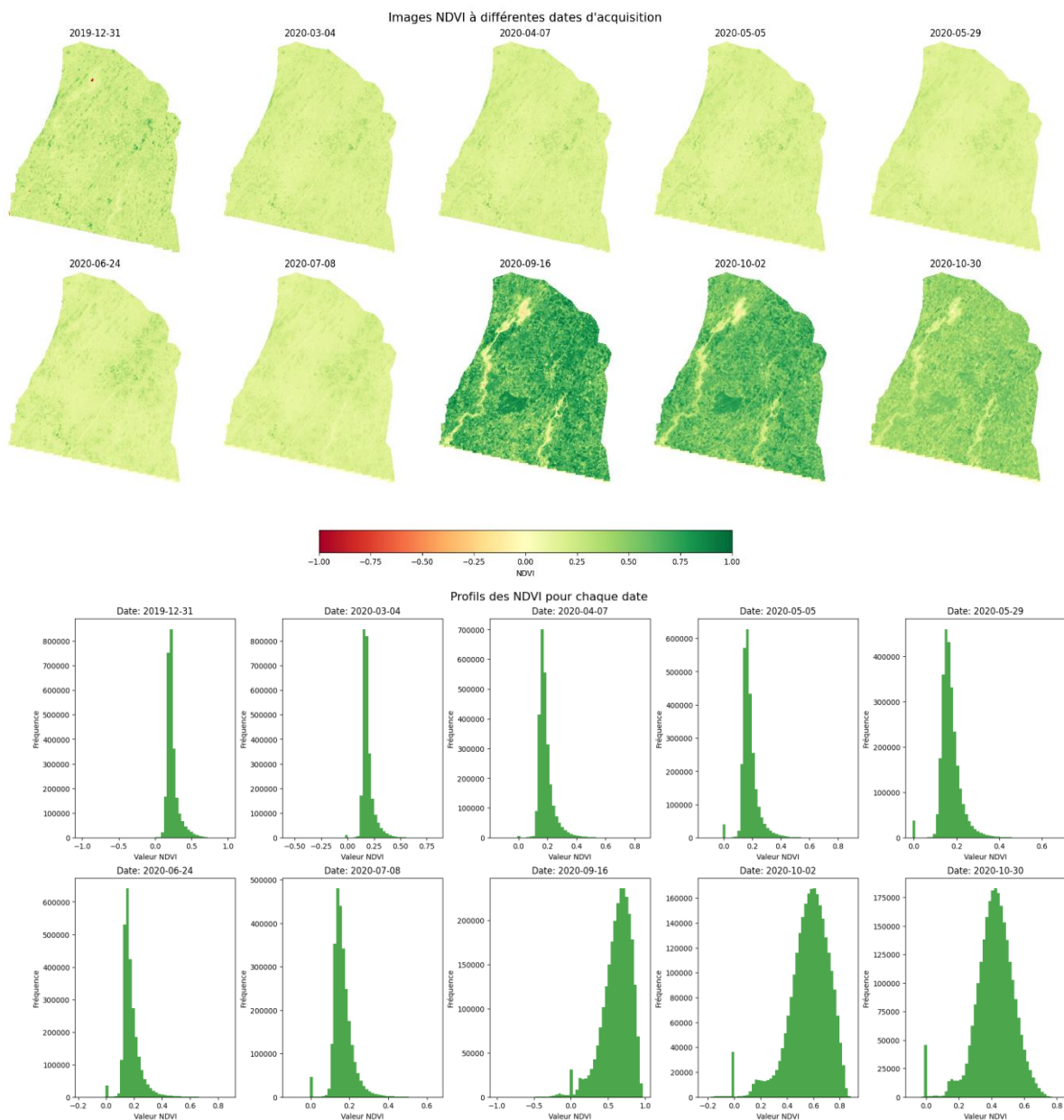


Figure 3 : Images NDVI et Profil Spectral à différentes dates

Après avoir calculé et affiché chaque matrice d'indices de végétation, nous observons une variation significative de la couverture végétale au fil du temps, telle que couverte par notre ensemble de données. Pour les images prises entre décembre 2019 et mai 2020, la présence de végétation est faible, indiquant une période de repos des cultures ou une absence de croissance végétale significative. À partir de juin, la végétation commence à apparaître progressivement, atteignant son pic de couverture en septembre et octobre.

Ces variations saisonnières sont explicables par le cycle agricole local. En effet, comme mentionné précédemment, certaines de ces images sont acquises hors saison des pluies (de décembre à mai) et, par conséquent, en dehors de la période de culture. Une faible présence de végétation durant ces mois est donc attendue. En revanche, les images capturées pendant la saison des pluies (de juin à octobre), correspondant à la saison de culture, montrent une couverture végétale plus dense, marquant ainsi la période de croissance active des cultures.

Dans cette perspective, les informations apportées par ces nouvelles données nous permettent de combiner stratégiquement les différentes images NDVI. Cette approche nous permettra de créer des images multispectrales à 3 canaux, tout en intégrant une dimension multi-temporelle grâce aux acquisitions réalisées à différentes dates.

2. 5 COMBINAISON NDVI : CREATION D'IMAGES D'INDICES MULTI TEMPORELLE ET MULTI SPECTRALE

• La combinaison des images NDVI acquises à différentes périodes permet de générer des images d'indices multi-temporelles, offrant une vue enrichie de la dynamique de la végétation au cours de la saison. Cette approche consiste à empiler plusieurs images NDVI stratégiquement sélectionnées en canaux distincts, créant ainsi des images multispectrales synthétiques, où chaque canal représente le NDVI d'une date spécifique.

Ce type de représentation multi-temporelle facilite l'analyse des variations saisonnières de la végétation et optimise la segmentation des parcelles agricoles en intégrant les changements phénologiques, permettant ainsi une meilleure précision dans les délimitations.

Il est important de noter que le modèle SAM ne prend pas en entrée des images monochromatiques ou à canal unique. Les phases de test et d'entraînement de SAM nécessitent des images multispectrales composées de trois canaux. Par conséquent, l'empilement des images NDVI issues de différentes dates permet de satisfaire ce format tout en conférant une dimension multi-temporelle aux données d'entrée.

L'empilement des indices NDVI n'améliore pas seulement l'aspect multispectral des images, mais contribue également à une meilleure performance du modèle. En intégrant des informations temporelles et saisonnières sur la végétation, le modèle peut détecter les variations et les structures de manière plus précise, optimisant ainsi la segmentation des parcelles agricoles.

Lorsque l'on dispose de 10 images prises à des dates différentes et que l'on souhaite combiner ces images en groupes de 3, on utilise une approche de **combinatoire** pour déterminer toutes les combinaisons possibles de triplets. Le nombre de façons de sélectionner 3 éléments parmi 10 sans tenir compte de l'ordre est donné par le **coefficient binomial** $C(n,k)$, où n est le nombre total d'éléments (ici, 10 dates) et k est le nombre d'éléments à choisir (ici, 3 dates). Ce calcul est exprimé comme suit :

$$\binom{10}{3} = \frac{10!}{3!(10-3)!} = \frac{10!}{3! \times 7!}$$

Ainsi, il y a **120 combinaisons uniques de 3 dates** possibles avec 10 images, ce qui signifie que nous pouvons créer 120 ensembles de triplets d'images NDVI. Chaque combinaison offre une perspective multi-temporelle distincte, qui peut être utile pour capturer les variations dans la végétation à différentes phases de la saison agricole.

Nous commencerons par visualiser les 10 premières combinaisons d'images NDVI afin d'observer la structure résultante du **layer stacking** des NDVI. Cette première visualisation nous permettra d'examiner l'apparence et la cohérence des empilements d'indices multi-temporels.

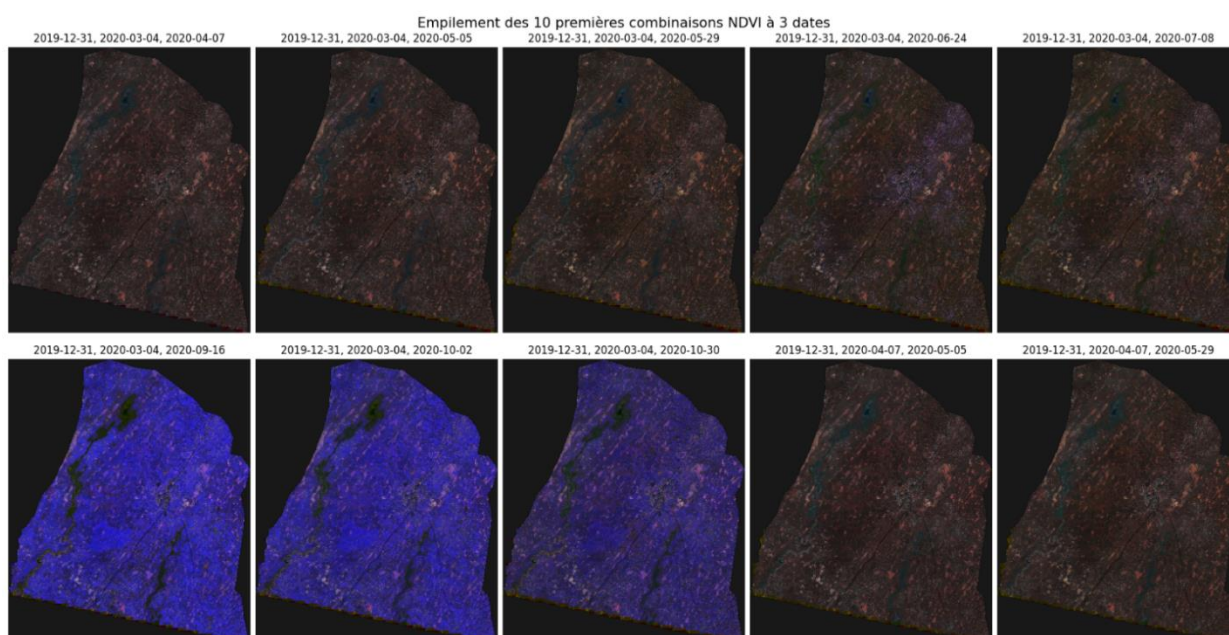


Figure 4 : Empilement des 10 premières combinaisons NDVI à 3 dates

Les combinaisons de dates sélectionnées montrent que la visualisation des parcelles agricoles est limitée en clarté et en précision. Une observation importante est que plusieurs de ces combinaisons incluent des dates situées hors de la saison de culture. En dehors de cette période, la couverture végétale est souvent réduite, ce qui entraîne des valeurs NDVI faibles ou homogènes dans les images.

Cette absence de végétation marquée sur certaines dates a un impact direct sur la clarté de la segmentation des parcelles. En effet, la faible couverture végétale réduit le contraste naturel entre les zones cultivées et les zones non cultivées, qui est généralement plus prononcé en période de croissance active. Lorsque les images empilées contiennent au moins deux dates où la végétation est faible, les limites des parcelles deviennent difficiles à distinguer.

Ainsi, les images NDVI empilées à partir de dates hors saison de culture risquent de masquer les structures parcellaires, rendant les contours flous ou presque invisibles. Cela souligne l'importance de sélectionner stratégiquement des combinaisons de dates incluant des périodes de végétation active pour obtenir une meilleure distinction des parcelles agricoles et des limites parcellaires dans les images NDVI empilées.

Dans la visualisation suivante on c'est d'avoir au moins deux dates situées dans la saison pour s'avoir l'impact sur la combinaison.

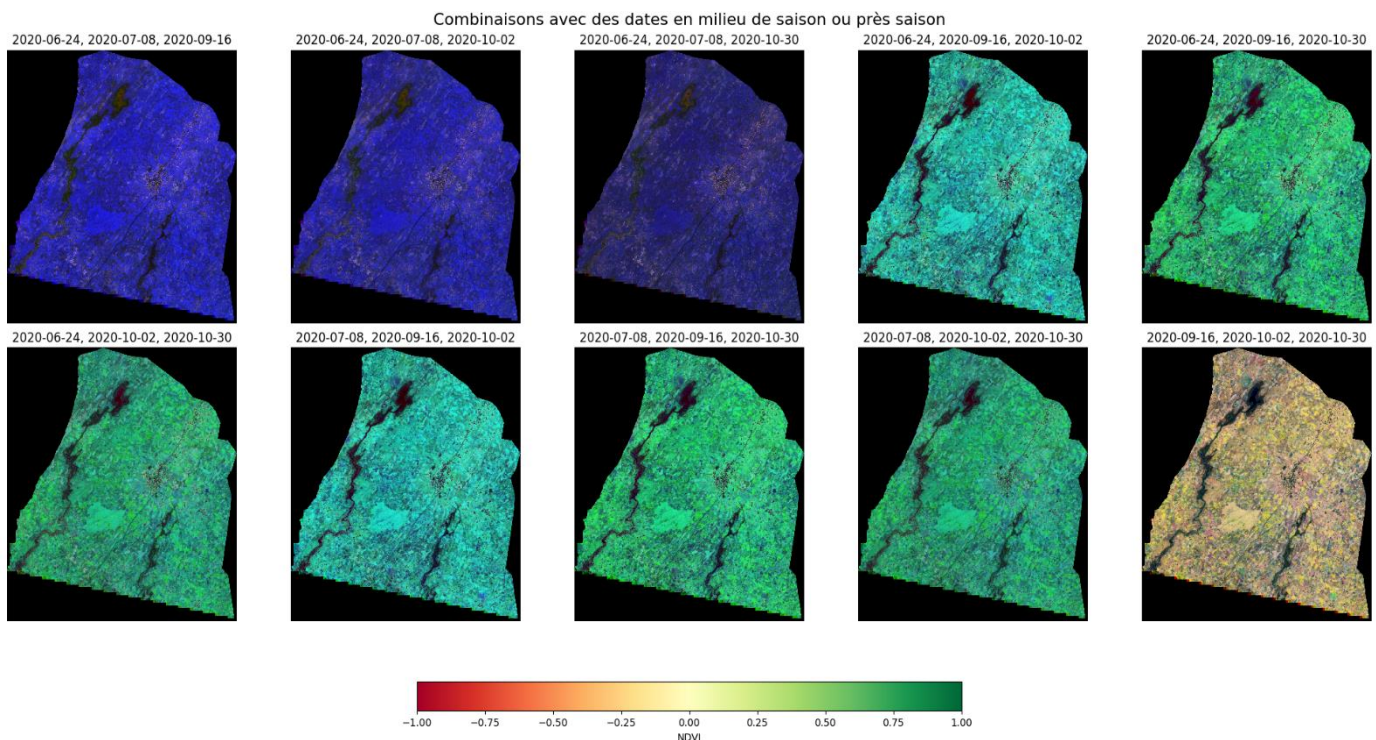


Figure 5 Combinaison avec les dates en milieu de saison

Dans cette visualisation, nous observons une représentativité de la végétation bien meilleure que dans les précédentes combinaisons. Une autre observation notable est que plus les dates situées dans la saison de culture sont présentes dans la combinaison, plus la visibilité des parcelles s'améliore.

L'interprétation de ces observations est que la présence significative de végétation, caractéristique de la saison de culture, accentue la visibilité des parcelles. Cela facilite leur segmentation et réduit les erreurs potentielles en renforçant le contraste entre les parcelles et les zones environnantes.

Afin de mieux apprécier la présence de la végétation et sa distribution à chaque date, nous allons visualiser les profils temporels et spectraux. Cette analyse permettra de clarifier la variation de la couverture végétale au fil du temps et entre les différentes dates d'acquisition.

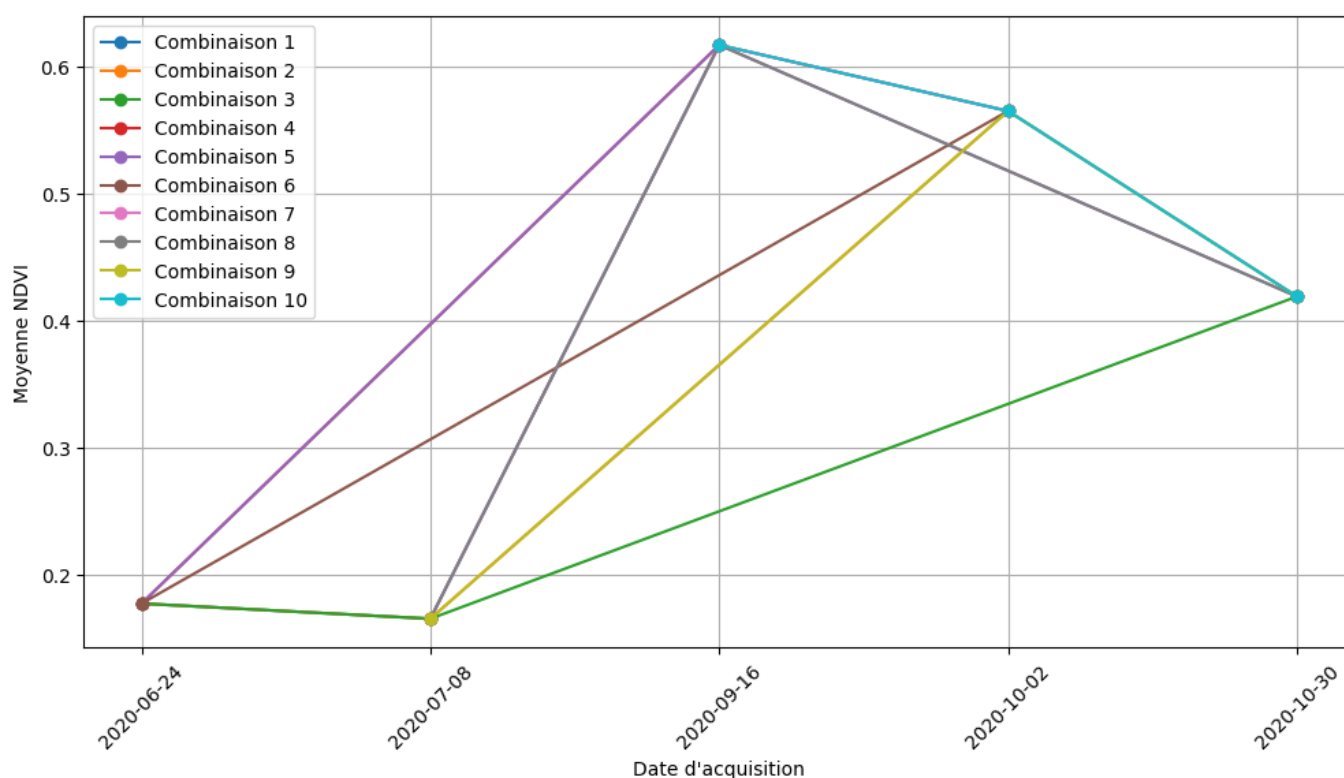


Figure 6: Visualisation de l'optimisation par combinaison

Ce graphique montre comment le NDVI varie au fil des trois dates de chaque combinaison, ce qui est utile pour observer la tendance générale de la végétation dans le temps.

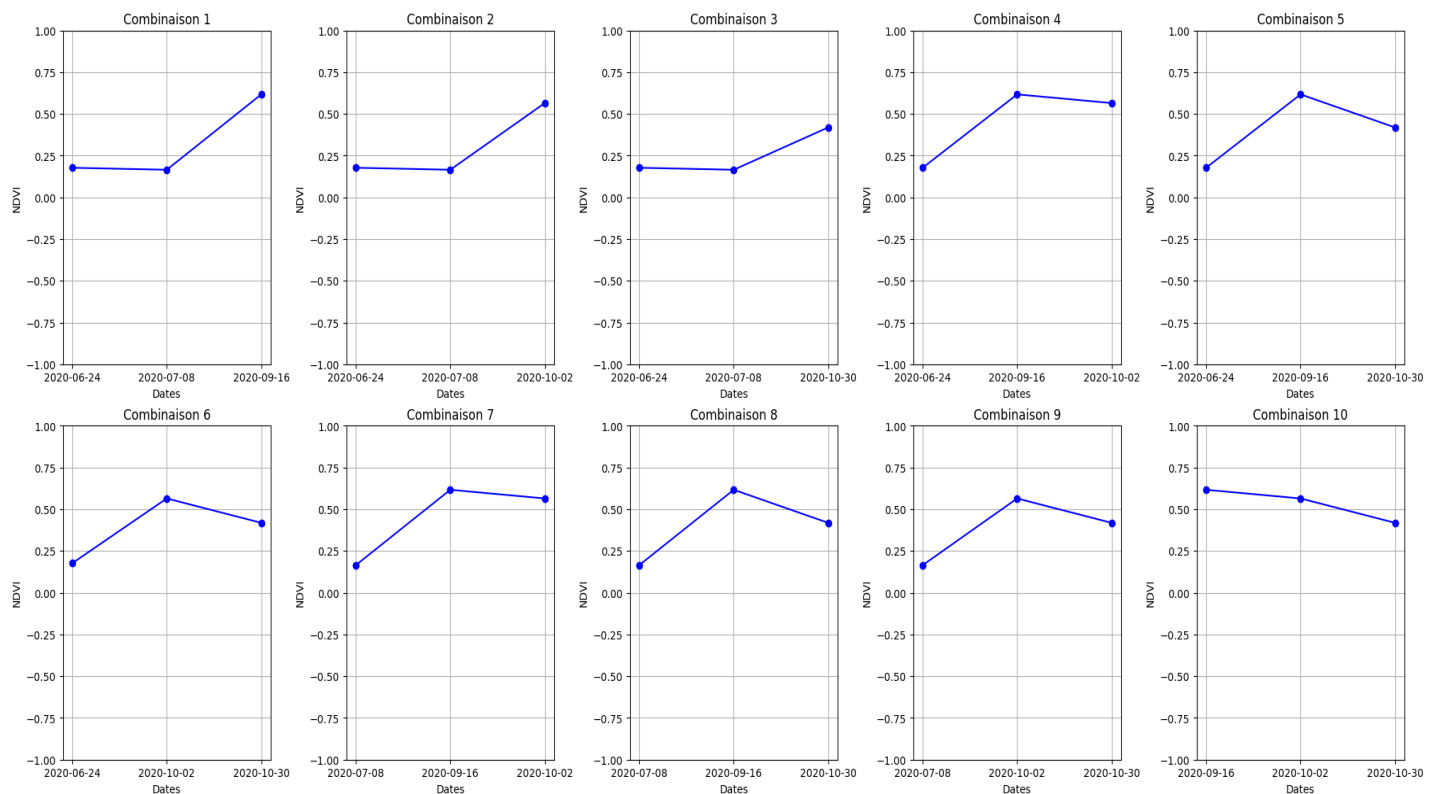


Figure 7 : Évolution multi-temporelle des indices NDVI

Grâce à ces deux représentations, nous disposons maintenant d'une vue plus précise sur le comportement de la végétation, tant sur le plan spectral que temporel. Cette analyse nous éclaire sur les combinaisons d'images optimales à sélectionner pour l'entraînement du modèle SAM.

Suite à la visualisation des différentes distinctions spectrales et temporelles, nous pouvons désormais choisir les meilleures combinaisons de NDVI adaptées aux exigences du modèle. Il s'agit de sélectionner les combinaisons qui représentent correctement le paysage de la zone et où les parcelles agricoles sont bien distinguables. Pour cela, il est recommandé de choisir des combinaisons incluant majoritairement des dates situées dans la saison de culture, tout en intégrant une date hors saison. Ce choix permet d'accroître le contraste entre les parcelles et leur environnement, rendant les limites des parcelles plus nettes et facilitant ainsi la segmentation.

Sur ces images, nous constatons que le contraste des parcelles est nettement plus accentué par rapport aux images visualisées précédemment. Ces combinaisons peuvent donc être considérées comme optimales et sélectionnées dans notre ensemble de données pour l'entraînement et les tests du modèle SAM.

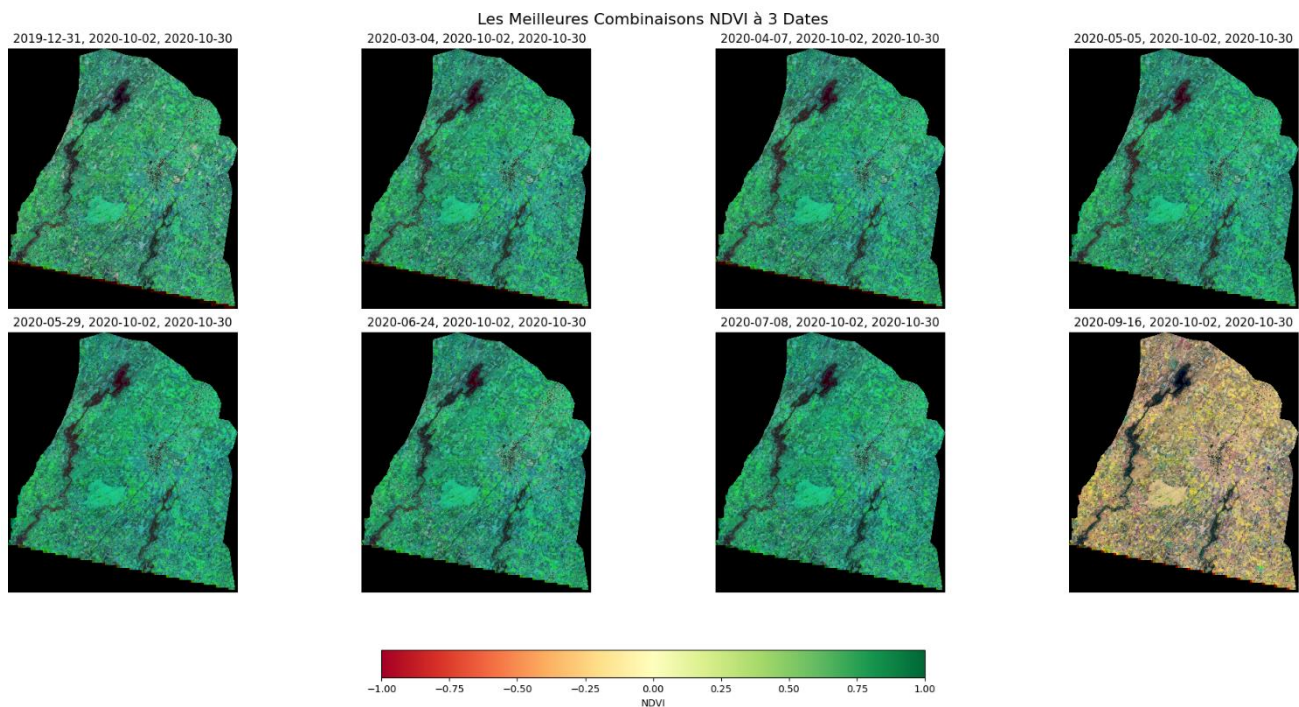


Figure 8 : Les meilleures combinaisons NDVI à 3 dates

L'étude de ces matrices d'indices offre de nombreuses possibilités qui ne se limitent pas à la délimitation des parcelles, mais s'étendent à l'analyse du comportement du couvert végétal en tant que tel. Après avoir généré des indices de végétation pour chaque date, nous pouvons entreprendre de quantifier le couvert végétal pour chaque période.

Pour ce faire, nous calculerons la superficie occupée par la végétation à chaque date, ce qui permettra de visualiser ces données sous forme de graphique. Afin de calculer cette superficie, il est nécessaire d'extraire les zones de végétation, car les matrices d'indices ne représentent pas exclusivement la classe végétale, mais en accentuent les caractéristiques. L'extraction de la végétation se fait en appliquant un **seuillage** à chaque image.

Le seuillage est une méthode qui consiste à définir des valeurs seuils, ou limites, délimitant l'intervalle de valeurs caractérisant la végétation. Pour déterminer ces valeurs seuils de manière précise, il est essentiel d'examiner chaque image avec attention et de tenir compte des variations dans chaque région de l'image. Cette approche minutieuse garantit une sélection de seuils optimale, permettant une délimitation claire et fiable des zones de végétation pour l'analyse de la superficie occupée.

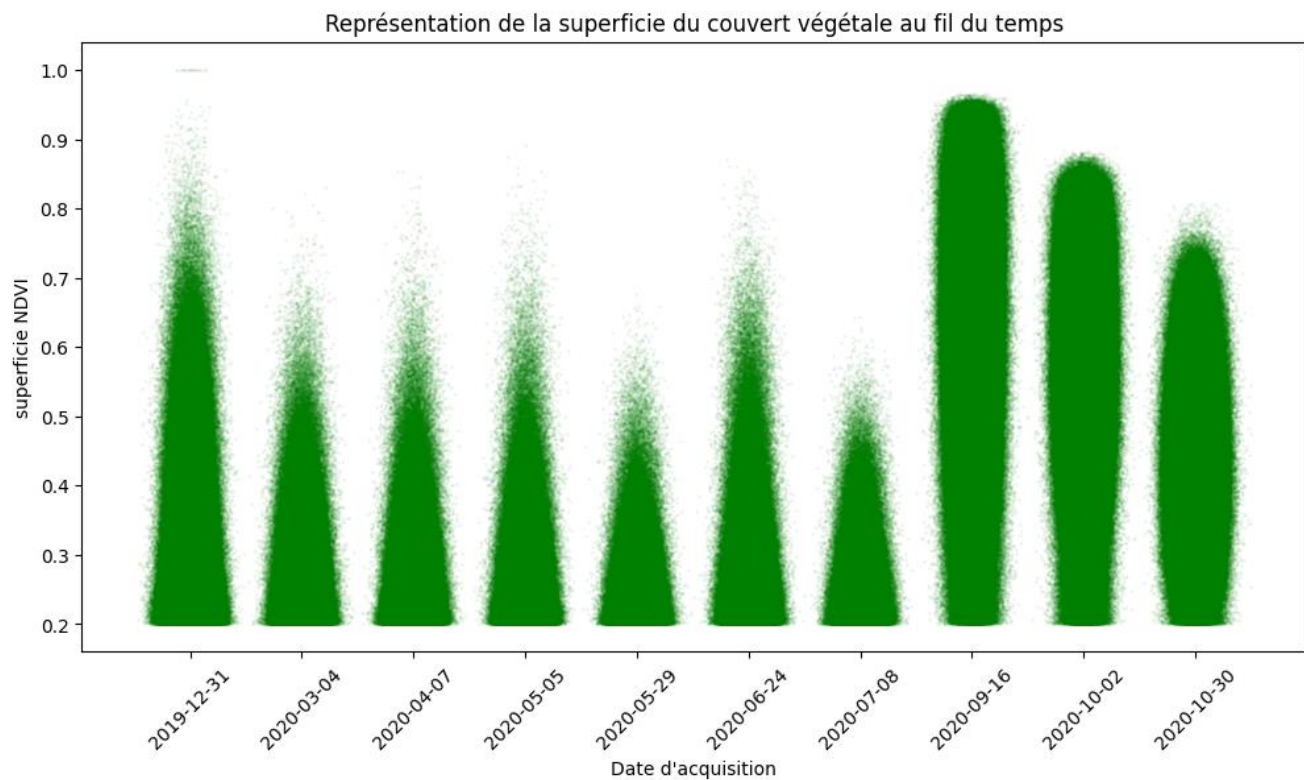


Figure 9 : Superficie du couvert Végétale par date d'acquisition

2. 6.1 Implémentation Du Modèle Segmentation Anything Model (SAM).

Le **Segment Anything Model (SAM)** est un modèle d'intelligence artificielle développé par Meta AI, la division d'intelligence artificielle de l'entreprise Meta (anciennement Facebook) Kirillov, A., et al. (2023).. L'objectif principal de SAM est de fournir un outil de segmentation universel, capable d'identifier et de segmenter tout type d'objet dans une image, de manière automatique et sans besoin de connaissances spécifiques sur les objets en question. Ce modèle repose sur des avancées en vision par ordinateur et en apprentissage profond, permettant d'obtenir des résultats de segmentation d'une précision remarquable.

Meta AI a conçu SAM pour répondre aux défis rencontrés dans la segmentation d'images, en particulier pour les applications où l'identification d'objets précis et variés est essentielle. Avant SAM, les modèles de segmentation nécessitaient souvent des annotations manuelles ou des données d'entraînement spécifiques à des types d'objets particuliers. SAM a été développé pour surmonter cette limitation en offrant une solution capable de segmenter une large gamme d'objets sans formation préalable sur ces objets.

Fort de ses capacités polyvalentes et de sa précision, le modèle SAM trouve également des applications prometteuses dans le domaine de la télédétection, où il permet de segmenter efficacement des éléments variés tels que la végétation, les parcelles agricoles et autres structures géographiques à partir d'images satellitaires.

2.6.1 SAM EO (Earth Observation) : Une Extension de SAM pour l'Observation de la Terre

SAM EO (Segment Anything Model for Earth Observation) est une extension spécialisée du modèle SAM, développée par **Aliaksandr Hancharenk** pour répondre aux besoins spécifiques de l'observation de la Terre, notamment en télédétection et en analyse d'images satellitaires. Conçu par des chercheurs et des ingénieurs travaillant sur l'application du modèle SAM dans le domaine de la géospatial, SAM EO vise à adapter les capacités de segmentation de SAM aux exigences particulières des images de la Terre, avec des objectifs spécifiques en agriculture, urbanisme et analyse environnementale.

La création de SAM EO est née du constat que, bien que SAM soit un modèle très performant en segmentation, son application aux images de télédétection nécessitait des ajustements. Les images satellitaires, qui sont souvent multispectrales, diffèrent considérablement des images RGB classiques pour lesquelles SAM a été initialement entraîné. Afin de tirer pleinement parti de SAM dans l'observation de la Terre, les développeurs ont adapté le modèle pour qu'il prenne en charge des images géospatiales complexes, incluant des données multispectrales et des résolutions variées.

➤ Application du SAM a la Segmentation des Parcelles Agricoles Avec l'imagerie Satellitaire.

L'utilisation du modèle SAM EO (Segmentation Anything Model for Earth Observations) pour la segmentation des parcelles agricoles repose sur un processus structuré, intégrant des bibliothèques essentielles et une configuration optimisée.

1. Préparation de l'Environnement

L'implémentation de SAM EO nécessite l'importation de bibliothèques spécifiques, assurant la gestion des fichiers (OS, glob), le traitement des images et données géospatiales (rasterio, numpy), ainsi que la visualisation des résultats (matplotlib.pyplot, tqdm). Ces outils permettent d'automatiser l'importation des images, d'optimiser le prétraitement et d'affiner la segmentation.

2. Configuration Matérielle

Le **traitement des images satellitaires** nécessite une puissance de calcul élevée. Pour cela, le modèle SAM EO est configuré pour **exploiter le GPU** lorsque cela est possible.

- **CUDA (Compute Unified Device Architecture)** est une technologie développée par NVIDIA qui permet d'accélérer les calculs en parallèle sur la carte graphique.
- En utilisant `device='cuda'`, le modèle SAM EO peut exécuter les calculs de segmentation **beaucoup plus rapidement** qu'avec un CPU classique.
- Si **aucun GPU** n'est disponible, l'exécution se fait sur **CPU**, mais avec une durée de traitement plus longue.

L'utilisation du GPU permet ainsi de **réduire le temps de calcul**, rendant la segmentation plus efficace et adaptée aux **grands ensembles de données**.

2.1 Paramètres de Segmentation

La segmentation des parcelles repose sur **plusieurs paramètres clés** influençant la qualité des détections et la précision des délimitations.

a) Densité des Points de Segmentation

SAM EO fonctionne en générant des **points d'ancrage** (ou **grilles de points**) sur l'image pour identifier les contours des objets à segmenter.

- **Plus la densité est élevée**, plus la segmentation est détaillée, mais cela augmente également le **temps de calcul**.
- Une densité **trop faible** risque d'entraîner une **perte de précision** dans la détection des limites des parcelles.
- Il est donc nécessaire d'ajuster cette densité en fonction de la **résolution des images** et des **caractéristiques du terrain**.

b) Seuils de Précision

Plusieurs seuils influencent le comportement du modèle et permettent d'affiner les résultats :

- **Seuil d'IoU (Intersection over Union)** : Définit le **niveau d'accord** entre les prédictions du modèle et les contours réels des parcelles. Un **seuil trop bas** peut provoquer une surestimation des parcelles, tandis qu'un **seuil trop haut** peut en masquer certaines.
- **Score de Stabilité** : Contrôle la **robustesse des contours détectés**. Une valeur plus élevée réduit les erreurs de segmentation dans les zones complexes.

- **Min Mask Region Area** : Permet de filtrer les segments trop petits ou non pertinents, évitant ainsi la détection de faux objets.

3. Prédiction et Segmentation des Images

L'approche utilisée pour la segmentation des parcelles agricoles repose sur l'application du modèle **SAM EO** à des sous-parties d'images (patches), à travers la fonction `predict(patch)`. Cette fonction permet de traiter les images satellitaires en divisant chaque image en plusieurs patches de taille réduite, facilitant ainsi l'analyse et la segmentation fine des parcelles agricoles. L'utilisation de patches optimise l'efficacité du modèle en permettant une segmentation plus détaillée, évitant ainsi les problèmes liés aux variations d'échelle et aux différences spectrales au sein d'une même image.

Le traitement de ces patches s'effectue à l'aide d'une boucle itérative qui parcourt l'ensemble du dataset, appliquant la segmentation sur chaque image de manière séquentielle. Cette approche garantit une exploitation complète des données, tout en assurant une segmentation cohérente et reproductible sur l'ensemble de la zone étudiée. De plus, le modèle SAM EO ajuste automatiquement ses paramètres à chaque patch, permettant ainsi d'adapter la segmentation aux variations spatiales et spectrales observées dans les images multispectrales utilisées.

Grâce à cette méthodologie, SAM EO a permis d'obtenir des délimitations de parcelles précises, bien adaptées aux spécificités géospatiales des images étudiées. L'application de ce modèle dans un contexte multi-temporel a également mis en évidence l'importance de la sélection des périodes d'acquisition et du traitement spectral des images pour améliorer la précision des résultats. Cette expérience souligne ainsi le rôle fondamental d'une configuration optimisée du modèle et d'un prétraitement rigoureux des données, afin d'aboutir à une segmentation robuste et adaptée aux réalités agricoles et environnementales du terrain.

➤ **Vectorisation et Contourisation De La Sortie (Images Segmenter).**

L'application du modèle **SAM EO** à la segmentation des parcelles agricoles pose des défis spécifiques liés aux formes irrégulières et à la variabilité spatiale des parcelles étudiées. Contrairement aux parcelles régulières et structurées des zones agricoles américaines, sur lesquelles le modèle a été entraîné, les parcelles de notre zone d'étude présentent des **formes variées**, souvent influencées par des facteurs environnementaux et socio-économiques. Afin d'adapter SAM EO à cette complexité, une méthodologie de vectorisation et de contourisation

avancée a été mise en place pour transformer les masques de segmentation en contours géospatiaux précis, tout en assurant une fidélité maximale aux structures agricoles réelles.

L'approche adoptée repose sur une série d'étapes clés, débutant par la préparation et la configuration de l'environnement de traitement. Cette première phase consiste à générer un fichier de poids (un raster servant de masque de pondération) ainsi qu'un fichier VRT (Virtual Raster Table), qui permet d'optimiser la gestion et la fusion des données raster. Une fois l'environnement configuré, les métadonnées des fichiers VRT sont extraites afin d'assurer une correspondance précise avec les images sources, garantissant ainsi la cohérence géospatiale des contours générés.

La génération des contours est ensuite réalisée à l'aide de la fonction `run_contour()`, qui applique un traitement localisé sur des fenêtres spécifiques de l'image source. Cette approche permet de traiter de grandes images de manière segmentée, réduisant ainsi la charge de calcul tout en maintenant une précision élevée. Chaque sous-image est convertie en TIFF, puis analysée par l'outil `gdal_contour`, qui en extrait les contours sous format vectoriel `.gpkg` (**GeoPackage**). Ce processus permet de convertir les prédictions raster en objets vectoriels exploitables, adaptés à l'analyse géospatiale et à l'intégration dans des Systèmes d'Information Géographique (SIG).

Afin de consolider les résultats et d'assurer une représentation unifiée des parcelles, les contours générés individuellement sont ensuite fusionnés en un seul fichier géospatial à l'aide de la fonction `merge_contours()`. Cette fonction regroupe l'ensemble des contours en une couche unique, corrige les artefacts géométriques potentiels et optimise l'alignement spatial des parcelles. Cette fusion est essentielle pour faciliter l'analyse et la manipulation des données, en permettant une intégration fluide dans les outils SIG et en assurant une cohérence entre les différentes parcelles segmentées.

Une autre étape importante du pipeline de traitement est la création et la modification de fichiers VRT via la fonction `write_vrt()`. Cette fonction joue un rôle clé dans la fusion spatiale des images raster, en gérant les superpositions de pixels grâce à une fonction de calcul optimisée (comme la moyenne pondérée). L'utilisation du VRT permet d'éviter la duplication des données tout en optimisant l'analyse multisources, ce qui est particulièrement utile pour les images satellitaires contenant des zones de recouvrement ou des contrastes spectraux complexes.

En combinant ces différentes étapes – de la génération des contours à la consolidation des données vectorielles – un pipeline de traitement géospatial structuré a été mis en place pour assurer une conversion précise des masques raster en objets vectoriels géoréférencés. Ce pipeline permet non seulement d'améliorer la lisibilité et l'analyse des parcelles agricoles, mais aussi d'assurer une intégration fluide des résultats dans des plateformes SIG, offrant ainsi un outil performant pour l'étude et la gestion des territoires agricoles.

Grâce à cette logique de vectorisation et de contourisation optimisée, les données générées sont désormais précises, exploitables et facilement intégrables dans les outils d'analyse géospatiale, garantissant une représentation fidèle et structurée des parcelles agricoles segmentées.

2.6.2 Analyse et Visualisation des Résultats

L'application du modèle **SAM EO** à la segmentation des parcelles agricoles a produit des résultats prometteurs, mettant en évidence sa capacité à délimiter automatiquement les structures géospatiales complexes présentes dans notre zone d'étude. Conçu initialement pour des parcelles régulières, le modèle a ici été testé sur des configurations plus irrégulières, où les frontières des parcelles ne suivent pas toujours des formes géométriques simples. Cette phase expérimentale a permis d'évaluer l'adaptabilité du modèle, tout en identifiant les ajustements nécessaires pour optimiser la segmentation dans un contexte plus complexe.

Les premiers tests indiquent que le modèle parvient à produire des segmentations satisfaisantes, même dans des zones aux formes irrégulières. Toutefois, la complexité structurelle de certaines parcelles peut perturber la délimitation automatique, ce qui peut entraîner des erreurs d'interprétation ou des confusions avec d'autres types de surfaces. Pour pallier cette problématique, nous avons intégré des indices de végétation afin d'améliorer la visibilité des parcelles agricoles et d'optimiser la précision des résultats. Ces indices ont permis de renforcer le contraste entre les parcelles et leur environnement, rendant ainsi la segmentation plus fiable et plus cohérente avec la réalité géospatiale du terrain.

Les résultats obtenus suggèrent que **SAM EO** constitue une approche efficace pour la segmentation des parcelles agricoles dans un contexte de télédétection, notamment lorsqu'il est couplé avec une analyse multi-temporelle et l'exploitation d'indices spectral. Cette synergie permet d'améliorer la reconnaissance des limites agricoles, en exploitant les variations phénologiques des cultures à différentes périodes de l'année.

L'image ci-dessous illustre un exemple de masque binaire généré lors du premier test. Ce masque représente les parcelles identifiées par le modèle, offrant une première visualisation des capacités de segmentation. Bien que les contours soient relativement bien définis, des ajustements supplémentaires seront nécessaires pour affiner davantage la précision, notamment par le biais d'une optimisation des paramètres de segmentation et d'une meilleure prise en compte des zones hétérogènes.

Ces premiers tests confirment donc l'intérêt d'une approche hybride combinant segmentation automatique et analyse spectrale, tout en soulignant l'importance de calibrer les paramètres du modèle en fonction des spécificités de la zone étudiée. Les prochaines étapes consisteront à affiner le pipeline de traitement, à intégrer des données de terrain supplémentaires et à tester différentes configurations pour maximiser la robustesse et la fiabilité des résultats obtenus.

Dans cette image sous dessous nous avons le masque Binaire généré lors du premier test.

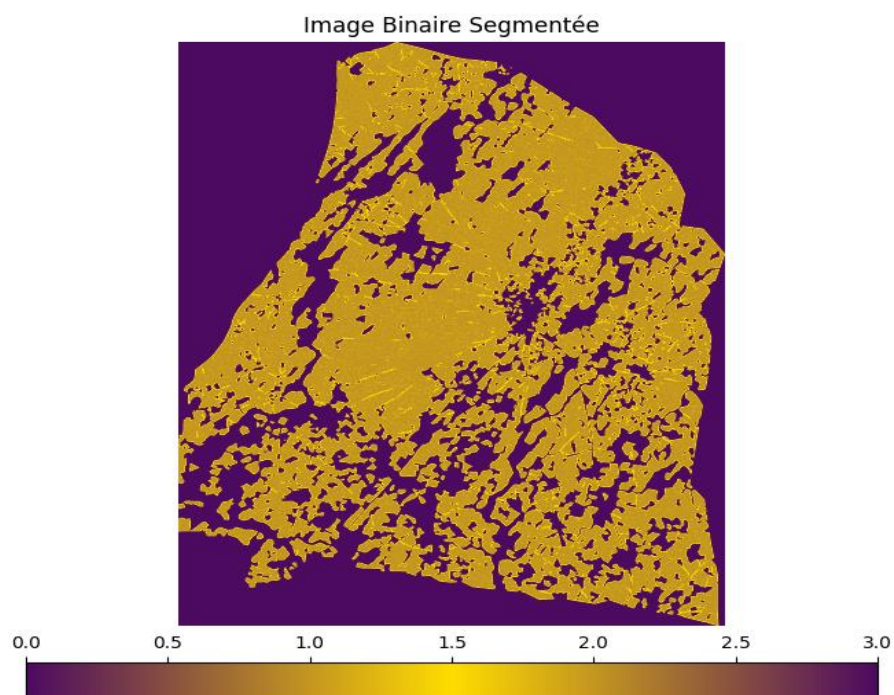


Figure 10 : Image brute segmentée sans aucun traitement de contourisation

L'image binaire obtenue après l'application du modèle **SAM EO** montre une segmentation initiale des parcelles agricoles. Toutefois, à ce stade, il reste difficile d'évaluer précisément la qualité des délimitations, car les contours des parcelles ne sont pas encore bien différenciés. L'absence de traitement de contourisation entraîne un manque de clarté visuelle, rendant plus complexe l'identification individuelle de chaque parcelle.

Pour remédier à cette limitation, nous avons appliqué une étape de contourisation visant à renforcer visuellement les frontières des parcelles. Ce traitement permet d'améliorer la lisibilité et l'interprétation des résultats, en accentuant les délimitations entre les différentes zones segmentées. Grâce à cette approche, les parcelles deviennent nettement plus distinctes, ce qui facilite l'analyse et l'intégration des données segmentées dans un système d'information géographique (SIG).

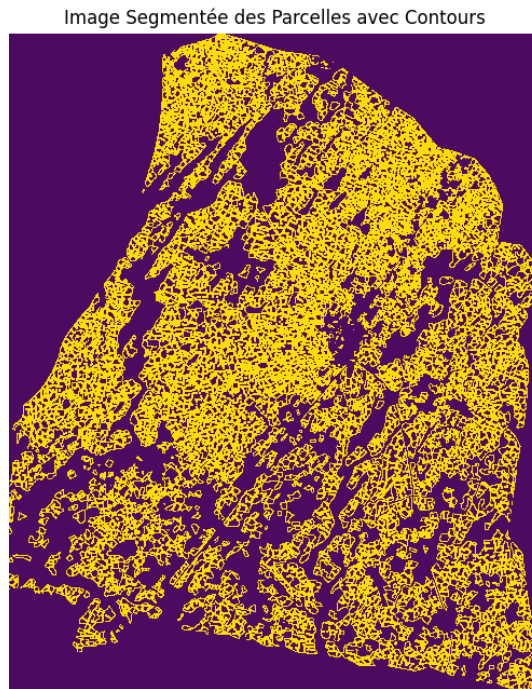


Figure 11 : Image Binaire de la segmentation avec traitement de contourisation

L'image obtenue après application du traitement de contourisation montre une amélioration significative en termes de clarté et de qualité des contours. Les délimitations des parcelles agricoles sont désormais bien définies, ce qui permet une distinction visuelle nette entre chaque unité de culture. Cette amélioration est essentielle pour assurer une segmentation fiable, particulièrement dans des environnements où les formes des parcelles sont irrégulières et complexes.

Grâce à ce processus, les contours sont plus continus et mieux structurés, traduisant une segmentation fidèle aux limites géométriques réelles des parcelles. Cette précision accrue est un atout majeur pour les applications en télédétection et en cartographie agricole, car elle réduit les incertitudes associées aux erreurs de classification spatiale.

Afin d'améliorer la visualisation et l'analyse des résultats, les contours vectoriels des parcelles segmentées ont été superposés sur différentes représentations d'images, notamment les images en couleurs naturelles et celles issues des indices de végétation (NDVI). Cette approche permet de mieux évaluer la précision de la segmentation en intégrant les détails spectraux de la végétation aux délimitations vectorielles.

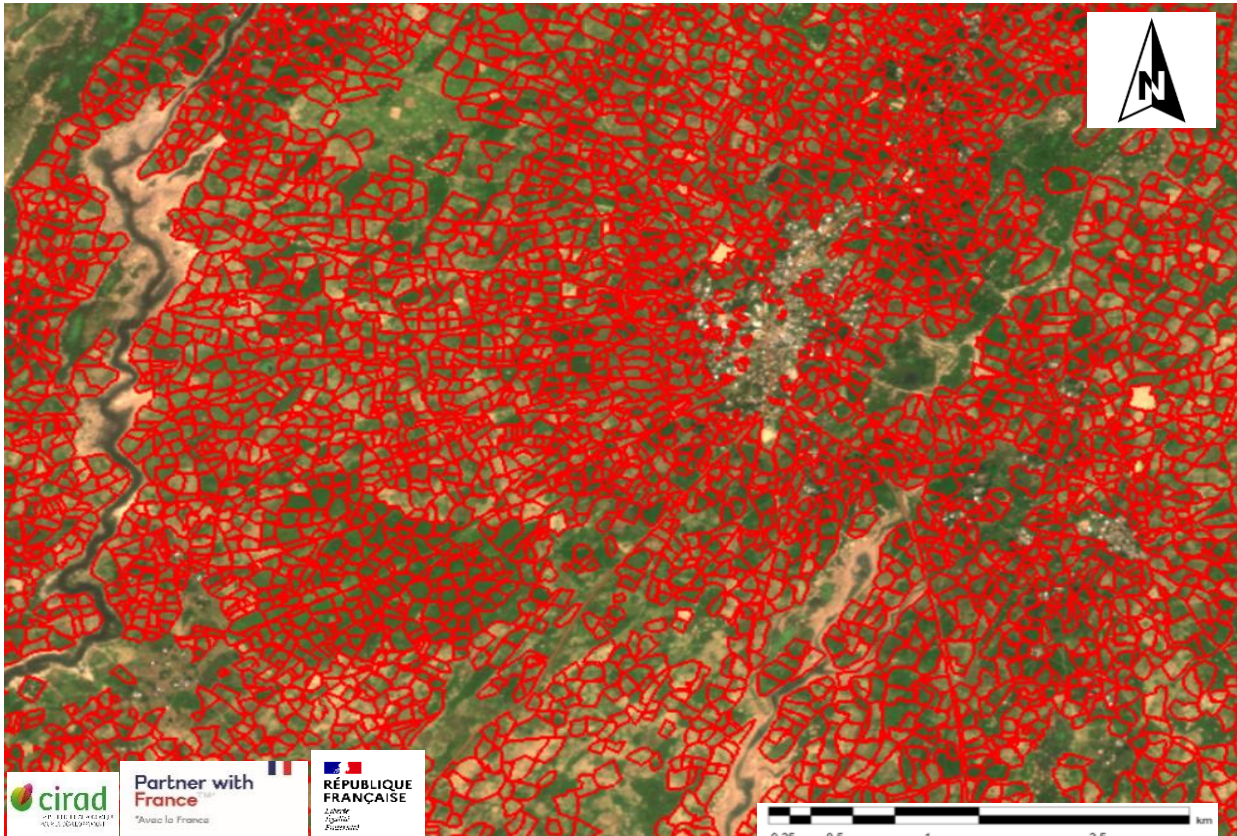


Figure 12 : Visualisation Spatiale du parcellaire avec l'images aux couleurs réelles

Ici, l'image en couleurs naturelles montre clairement que les parcelles ont été correctement délimitées par le processus de segmentation. La structure des parcelles est bien visible et s'aligne de manière cohérente avec les caractéristiques de la scène réelle. Pour obtenir une visualisation encore plus détaillée et faciliter l'analyse des zones végétalisées, nous superposerons ensuite les contours vectoriels sur des images basées sur des combinaisons d'indices de végétation (NDVI).

L'analyse des images en couleurs naturelles montre que les parcelles agricoles segmentées par le modèle SAM EO ont été correctement délimitées. La structure géométrique des parcelles est bien identifiable et suit une cohérence spatiale avec les caractéristiques du terrain réel. Cette première validation visuelle est essentielle pour évaluer la précision du modèle et détecter d'éventuelles erreurs dans la segmentation.

Cependant, pour une meilleure compréhension de la couverture végétale et des dynamiques agricoles, il est nécessaire d'aller au-delà des images en couleurs naturelles. Pour ce faire, nous superposons les contours vectoriels sur des images dérivées des indices de végétation (NDVI). Cette approche permet de mieux distinguer les parcelles agricoles des zones environnantes, notamment en mettant en évidence les variations spectrales de la végétation.

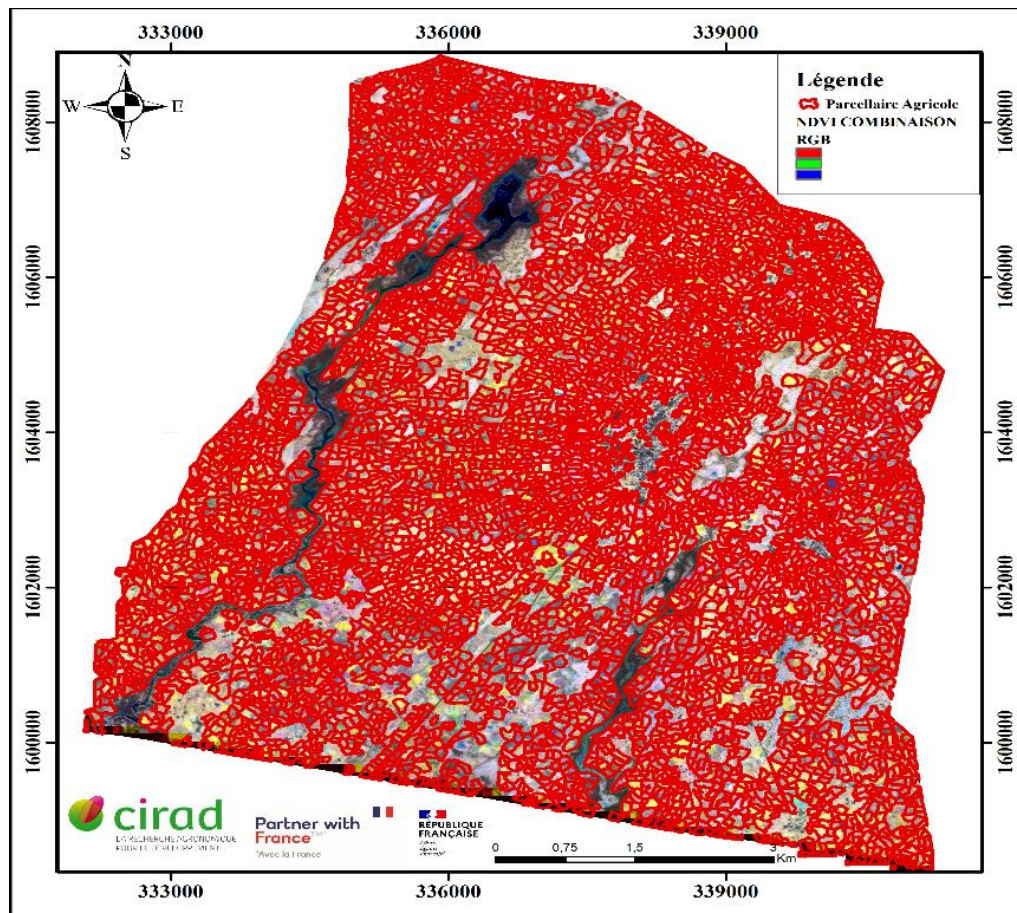


Figure 13 : Carte du parcellaire avec l'image des combinaison NDVI

L'évaluation des résultats de segmentation obtenus avec le modèle SAM EO a été complétée par une vérification sur le terrain. Cette étape de validation in situ a permis de confirmer que, sur la majorité de la zone d'étude, les parcelles agricoles ont été correctement délimitées. La cohérence entre les contours segmentés et la réalité du terrain valide la précision du modèle dans des conditions standards, notamment sur les parcelles bien structurées et homogènes.

Cependant, l'analyse terrain a également mis en évidence certaines failles du modèle dans des zones complexes, notamment dans les **bas-fonds**. Ces régions présentent une hétérogénéité spectrale élevée, où les parcelles agricoles, la végétation naturelle et les masses d'eau se mélangent, rendant leur distinction plus difficile pour le modèle. La similarité spectrale entre

l'eau et certaines cultures peut entraîner des confusions dans la segmentation, limitant ainsi la capacité du modèle à bien discriminer ces éléments.

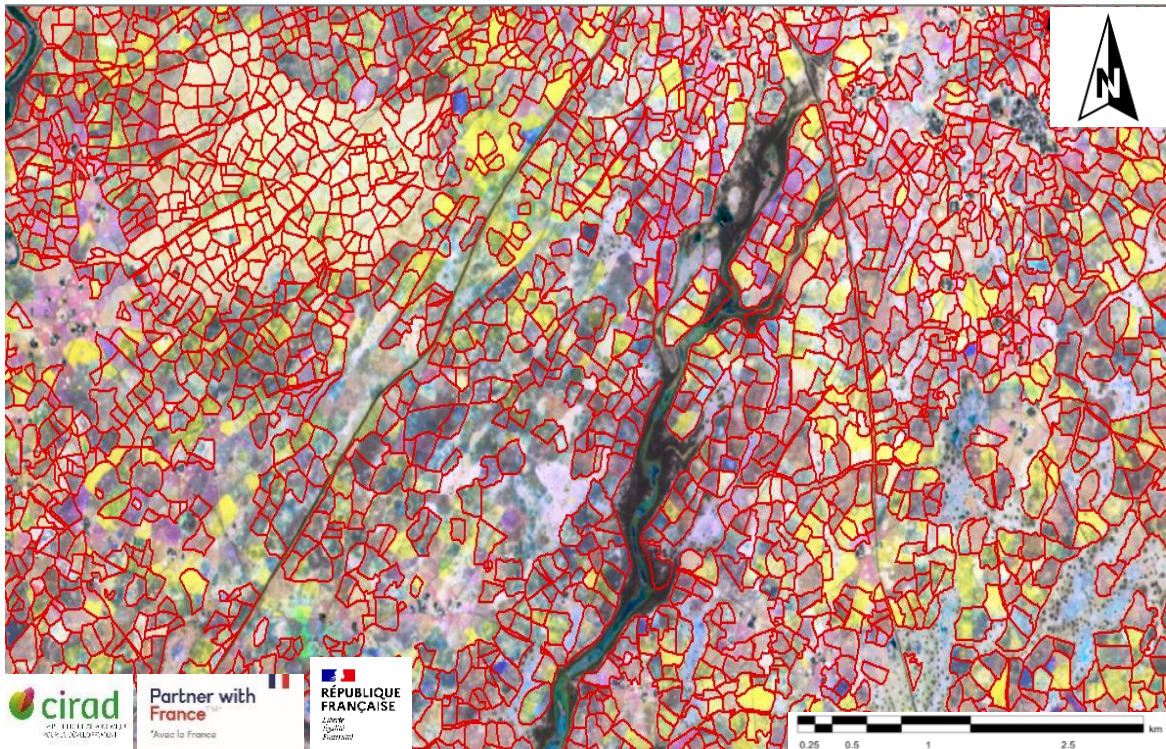


Figure 14 : Visualisation Spatiale des zones complexes à la segmentation

Afin de corriger les imperfections observées dans la segmentation des parcelles agricoles, une double approche a été mise en place : une vérification terrain approfondie et une optimisation des indices NDVI.

Des missions de terrain ont été menées pour analyser les zones problématiques, en particulier les bas-fonds, où la segmentation présentait des limites dues à la confusion spectrale entre les cultures, la végétation naturelle et les masses d'eau. Ces relevés ont permis de collecter des données précieuses, qui ont été intégrées au processus d'entraînement du modèle pour améliorer sa capacité à discriminer ces entités complexes. Parallèlement, une nouvelle approche de prétraitement des données a été mise en place en calculant la moyenne des indices NDVI sur plusieurs dates d'acquisition. Cette stratégie permet de réduire les variations spectrales parasites, notamment celles induites par l'humidité résiduelle des bas-fonds et la présence de végétation spontanée. En homogénéisant les informations spectrales sur plusieurs périodes, cette méthode renforce la séparation entre les zones agricoles et les autres éléments du paysage, limitant ainsi les effets indésirables liés aux conditions environnementales fluctuantes.

Grâce à ces ajustements méthodologiques, le modèle SAM EO bénéficie désormais d'un affinement de sa segmentation et d'une meilleure adaptation aux spécificités géospatiales de la

zone d'étude. Ces avancées marquent une étape clé vers l'automatisation fiable de la cartographie des parcelles agricoles, tout en mettant en évidence l'importance d'une approche combinant intelligence artificielle et validation terrain pour garantir des résultats optimaux.

➤ Validation des Résultat de Segmentation

La validation des résultats d'un modèle de classification, notamment pour la segmentation ou la détection de zones spécifiques, repose sur l'utilisation de mesures d'évaluation telles que les True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP) et False Negative (FN). Ces concepts permettent de catégoriser les prédictions du modèle. La matrice de confusion regroupe ces mesures et permet de calculer des métriques comme la précision, le rappel et le F1-score, offrant ainsi une évaluation complète de la performance du modèle dans la détection des classes ciblées.

➤ Performances et limites du Modèles

Le modèle **SAM EO** (Segmentation Anything Model for Earth Observations) se distingue par sa capacité à effectuer une segmentation rapide et précise sur une variété d'images satellitaires, offrant des performances prometteuses dans la détection et la délimitation de parcelles agricoles. Parmi ses avantages notables, SAM EO est capable de segmenter efficacement de larges ensembles de données avec une précision géométrique élevée, même sur des zones vastes

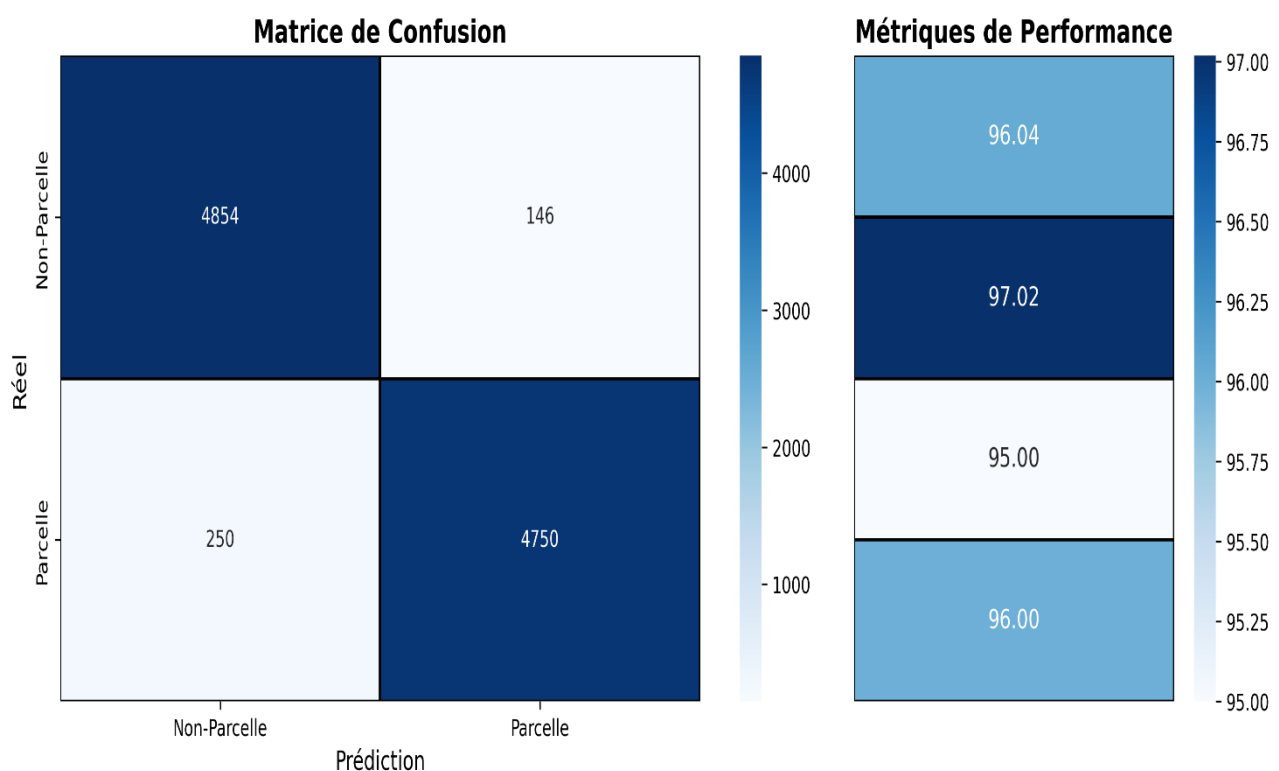


Figure 15 : Matrice de confusion et métrique de performances

3. CHAPITRE III : BILAN

Ce chapitre présente une synthèse des travaux effectués, des résultats obtenus et des leçons tirées au cours de l'étude. Il met en évidence les avancées réalisées, les performances atteintes, ainsi que les limites rencontrées, tout en proposant des perspectives pour les travaux futurs.

3.1 Objectifs atteints

- **Objectif n°1 : Développement d'une typologie agricole et de stratégies pour une gestion durable des terres :**

Nous avons élaboré une typologie précise des parcelles agricoles dans la zone d'étude, en les délimitant grâce à des techniques de télédétection, des systèmes d'information géographique (SIG) et des méthodes d'intelligence artificielle. Ce travail a permis d'analyser l'impact des pratiques agricoles sur la dégradation des sols, de structurer une base de données géospatiale intégrée et de formuler des recommandations pour une gestion durable et résiliente des terres.

3.2 Objectifs non atteints

Tous les objectifs fixés au début de cette étude ont été atteints avec succès. La méthodologie développée, combinant indices de végétation, données multi-temporelles et segmentation automatique, a permis de répondre pleinement aux attentes.

3.3 Intérêts Personnels

Cette étude nous a permis de développer des compétences clés en géomatique et en intelligence artificielle pour résoudre des problématiques concrètes, tout en appliquant nos connaissances en développement d'applications pour faciliter l'accès à l'information géospatiale. Elle a marqué nos débuts en recherche scientifique, renforçant notre passion pour ce domaine, et a solidifié notre engagement envers la gestion durable des terres et la lutte contre le réchauffement climatique grâce à des approches résilientes et innovantes.

BIBLIOGRAPHIE

Kirillov, A., et al. (2023). *"Segment Anything"*. arXiv preprint arXiv:2304.02643

Aliaksandr, S. (2023). *"Segment Anything Model for Earth Observation (SAM EO)"*

WEBOGRAPHIE

<https://github.com/liliu-avril/Awesome-Segment-Anything> : 14/05/2024 09 :23

https://research.olemiss.edu/sites/default/files/ag_guide_3rded.pdf : 14/05/2024 17 :23

[https://www.researchgate.net/publication/378514016 Applications and Considerations for AI-EO for Agriculture in Sub-Saharan Africa](https://www.researchgate.net/publication/378514016_Applications_and_Considerations_for_AI-EO_for_Agriculture_in_Sub-Saharan_Africa) : 04/06/2024 21 :14

[381459038 allwm mjlt alhndsynt waltqnyt Geospatial Artificial Intelligence GeoAI and Satellite Imagery EOS and Their Applications in Agriculture in Yemen Ministry of Agriculture and Irrigation Yemen THIS WORK IS](https://www.researchgate.net/publication/381459038_allwm_mjlt_alhndsynt_waltqnyt_Geospatial_Artificial_Intelligence_GeoAI_and_Satellite_Imagery_EOS_and_Their_Applications_in_Agriculture_in_Yemen_Ministry_of_Agriculture_and_Irrigation_Yemen_THIS_WORK_IS) : 07/06/2024 08: 17

[https://www.researchgate.net/publication/385688614 Sensing The Dynamics of Small Landholding in India through Earth Observation A Comprehensive Review](https://www.researchgate.net/publication/385688614_Sensing_The_Dynamics_of_Small_Landholding_in_India_through_Earth_Observation_A_Comprehensive_Review) :

11/06/ 2024 08:05

<https://www.mdpi.com/2072-4292/16/20/3852> : 11/06/2024 20:29

https://geoseminaire2024.teledetection.fr/wpcontent/uploads/2024/03/Geoseminaire24_Gaetano.pdf : 02/07/2024 09: 48

<https://espace.inrs.ca/id/eprint/481/1/T000507.pdf> : 02/07/2024 11: 56

<https://www.cirad.fr/les-actualites-du-cirad/agenda/2024/comment-nourrir-10-milliards-d-humains-sans-detruire-la-planete> : 27/10/2024 00:25

<https://www.ird.fr/senegal/innovation-et-culture-scientifique>: 27/10/2024 02:19

TABLE DES MATIERES

DEDICACE	I
REMERCIEMENTS	II
AVANT-PROPOS	III
SOMMAIRE	IV
GLOSSAIRE	V
LISTE DES FIGURES	VI
LISTE DES TABLEAUX	VIII
RESUME	IX
ABSTRACT	X
1. CHAPITRE I : Introduction générale	1
1.1 Présentation du CIRAD	2
1.2 Contexte	4
1.3 Problématique	4
1.4 Objectif	5
2. CHAPITRE II : Etudes et Réalisations.....	6
2.1 Présentation de la zone d'étude – Diohine, Sénégal.....	8
2.2 Eude des paramètres climatiques	9
2.3 Création du parcellaire Agricole de Diohine : Automatisation d'une typologie grâce à l'apprentissage profond (Deep Learning)	19
2.3.1 Acquisition de données et Création d'un ensemble de données (Dataset) de qualité.....	20
3. CHAPITRE III : BILAN.....	40
3.1 Objectifs atteints.....	41
3.2 Objectifs non atteints.....	41
3.3.1 Intérêts Personnels	41
BIBLIOGRAPHIE	i
WEBOGRAPHIE	ii
TABLE DES MATIERES	ii

