



## Rapport de Mini-Projet

### Projet 1

# “ TRAITEMENT DE L’IMAGERIE SATELLITAIRE POUR DES APPLICATIONS AGRICOLES”

**Réalisé par :**

EL IDRISSI Mohamed

**Encadré par :**

BENHOURIA Younes

Filière : IAAD

Année universitaire : 2021-2022

# Table des matières

1. INTRODUCTION :	2
2. LA VISION PAR ORDINATEUR :	3
2.1. Les Techniques de computer vision	4
• Classification des images	4
• Détection d'objets	5
• Segmentation	6
3. DOMAINES D'UTILISATION	8
4. SEGMENTATION DES IMAGES SATELLITES	10
4.1. Pourquoi les images satellites	10
4.2. Résolution d'image satellite	11
5. LES OBJECTIFS REALISES	12
5.1. Segmentation des images satellites	12
5.2. Détection des arbres et compter le nombre des arbres détectés	13
5.3. Calculer la surface d'une zone agriculture, estimer le nombre des arbres possible et pointer les positions des arbres	14
5.4. Réalisation d'une interface graphique	15
6. DATASETS	17
7. LES ALGORITHMES UTILISE	18
6.1. Pour la segmentation	18
6.2. Pour la détection des arbres	20
8. CONCLUSION	21

## 1. Introduction :

Le domaine de l'intelligence artificielle a connu nombreuses avancées grâce au deep learning et au traitement des images. Il est maintenant possible de reconnaître des images ou même de trouver des objets à l'intérieur d'une image avec un GPU standard et en quelques millisecondes.

L'IA joue déjà un rôle important dans divers domaines, de même, l'agriculture est le domaine où elle peut être mise en œuvre à travers des applications, systèmes ou machines qui peuvent effectuer des actions complexe et de manière indépendante ou analyser les données utiles pour une meilleure agriculture.

Dans l'agriculture, nous pouvons utiliser des tracteurs automatisés, des drones, des robots et d'autres machines basées sur la vision par ordinateur pour visualiser les différents scénarios et aider le secteur agricole à augmenter la productivité. Les robots ou les drones IA sont formés via des algorithmes d'apprentissage automatique, et pour former les algorithmes, nous avons besoin d'une certaine quantité d'ensembles de données contenant les images annotées des cultures et des récoltes.



## 2. La vision par ordinateur :

On peut définir la computer vision comme un outil basé sur l'intelligence artificielle permettant d'analyser des images captées par un équipement matériel tel qu'une caméra, drone, alors elle est capable de reconnaître une image, de la comprendre, de la vérifier, et de traiter les informations qui en découlent. D'autre manière on peut dire que la computer vision est une branche de l'Intelligence Artificielle qui a pour objectif de permettre aux ordinateurs d'interpréter des données visuelles (photos ou vidéo) afin d'extraire des informations qu'elles contiennent.

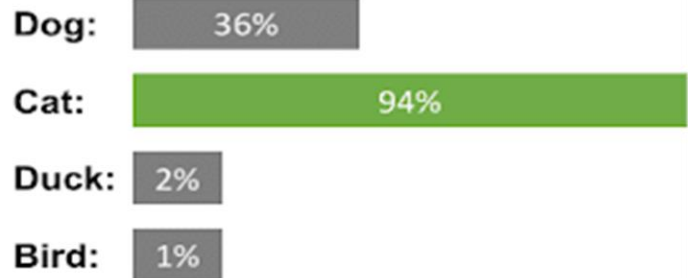
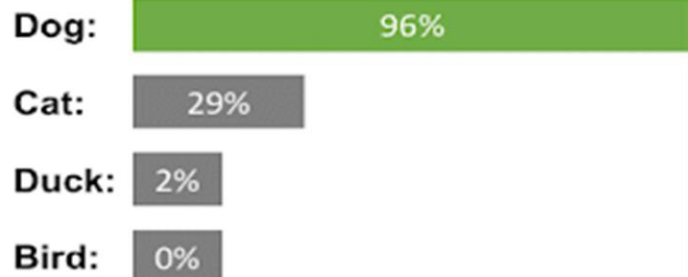
Pour beaucoup, On peut dire la vision par ordinateur est l'équivalent, en l'intelligence artificielle, des yeux humains et de la capacité de notre cerveau à traiter et analyser les images perçues. En plus la reproduction de la vision humaine par des ordinateurs constitue d'ailleurs l'un des grands objectifs de la computer vision.

Quand nous regardons l'image en bas, que voyez-vous ? Nous pouvons reconnaître instantanément les arbres, les zones agricoles et les raisins. Mais pour les ordinateurs, l'image n'est qu'un tableau de pixels ou de valeurs numériques qui représentent les couleurs.



## 2.1. Les Techniques de computer vision

- Classification des images



La classification consiste à reconnaître à quelle catégorie, ou une classe, appartient une image parmi un ensemble de catégories prédéterminées. Dans la classification on a une condition que toutes les données de l'image auront obligatoirement appartienne à la même classe.

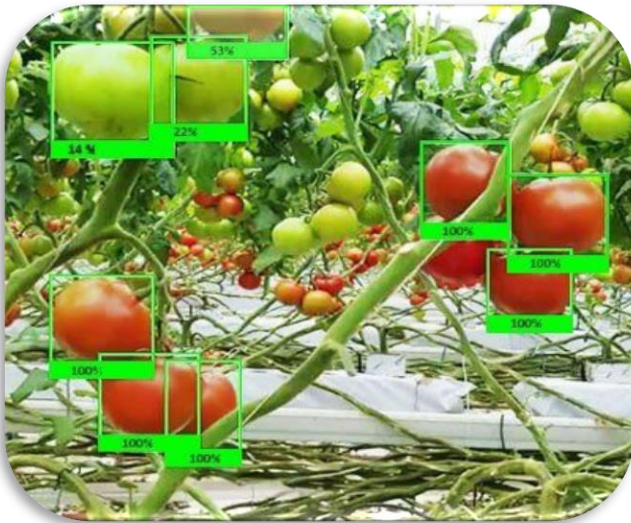
L'objectif de la classification d'images est d'élaborer un système capable d'affecter une classe automatiquement à une image. Ainsi, ce système permet d'effectuer une tâche d'expertise qui peut s'avérer coûteuse à acquérir pour un être humain en raison notamment de contraintes physiques comme la concentration, la fatigue ou le temps nécessité par un volume important de données images.



- **Détection d'objets**

La détection est une technique de reconnaissance d'image qui a comme objectif de chercher à classer et localiser un ou plusieurs objets dans une image ou une vidéo.

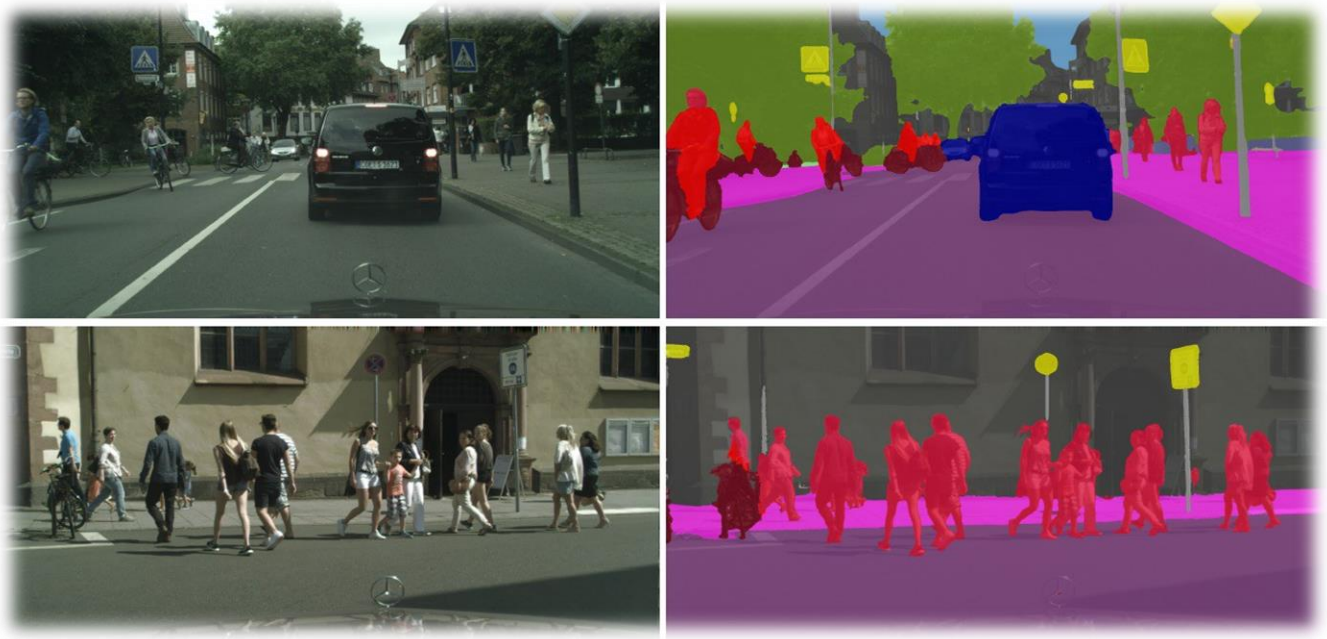
Elle permet d'encadrer les objets reconnus par un rectangle sur l'image appelé une "boîte englobante" et ***bounding box*** en anglais.



La détection d'objets s'appuie sur deux étapes intermédiaires : la localisation d'objets et la classification d'image. **La première** consiste à trouver la position d'un ou plusieurs objets dans une image et de dessiner leurs contours : *c'est comme si on déterminait les coordonnées de chaque pixel de l'objet sur l'image*. **Quant à la seconde**, elle consiste à prédire et affecter à chaque objet une classe. Lors des travaux en télédétection, il est possible que vous ayez déjà eu à réaliser de la détection d'objet pendant les classifications d'images. Avec le deep learning la détection d'objet est devenue très populaire dans des sphères autres que la géomatique, avec plusieurs familles de modèles (R-CNN, YOLO, etc).

- **Segmentation**

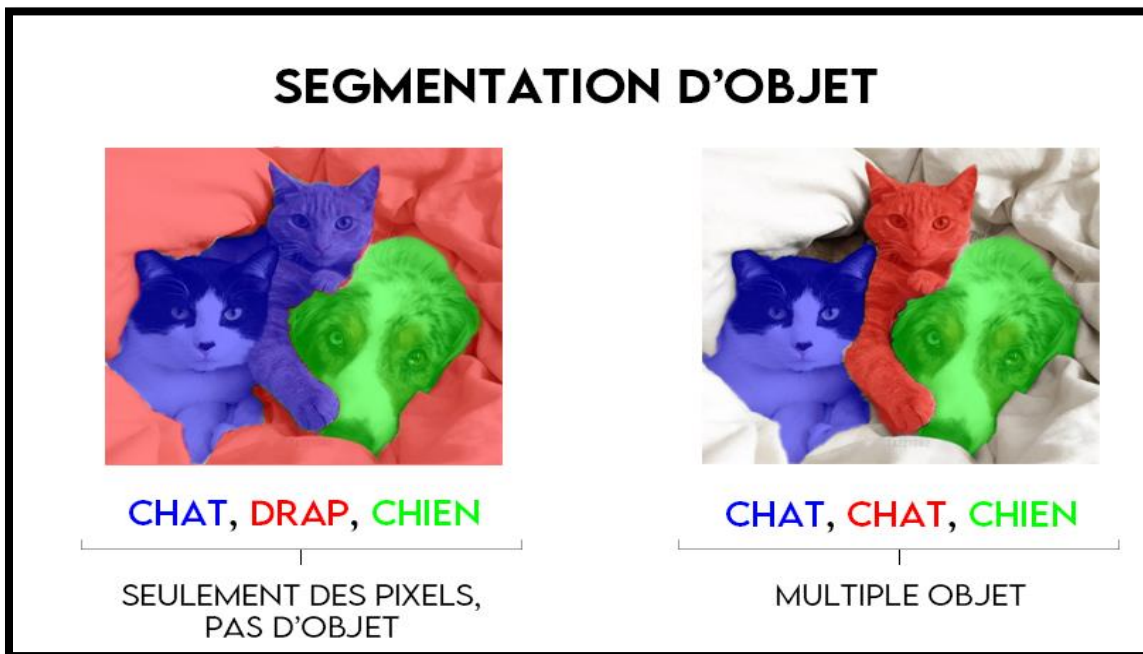
La segmentation d'image consiste à regrouper des parties d'une image appartenant à la même classe d'objets. Elle est également appelée classification au niveau des pixels. Essentiellement, la tâche de segmentation sémantique peut être considérée comme la classification d'une certaine classe d'images et sa séparation du reste des classes d'images en la superposant avec un masque de segmentation.



On peut distinguer entre de type de segmentation :

**La segmentation sémantique** : associe chaque pixel d'une image à une étiquette de classe telle qu'une personne, une fleur, une voiture, etc. Il traite plusieurs objets de la même classe comme une seule entité. Par exemple, on prend l'image en bas on a deux chats sur l'image, ce type de segmentation donnera le même label sur l'ensemble des pixels des deux chats.

**La segmentation d'instance** : traite plusieurs objets de la même classe comme des instances individuelles distinctes. En reprenant le l'image en bas nous avons à nouveau deux chats sur image, chacune d'entre elles se verront attribuer une couleur différente. À l'inverse de la segmentation sémantique, qui aurait défini la même couleur pour les deux voitures.





### 3. Domaines d'utilisation

Les modèles de segmentation sont utiles pour une variété de tâches, notamment :

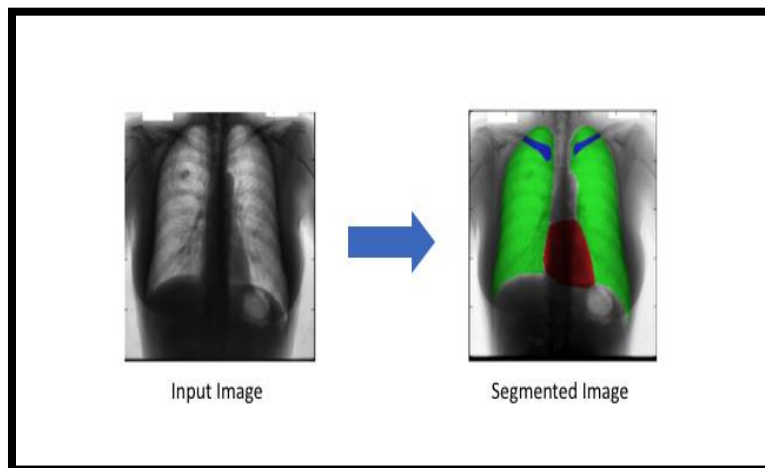
- **Véhicules autonomes**

Nous devons doter les voitures de la perception nécessaire pour comprendre leur environnement afin que les voitures autonomes puissent s'intégrer en toute sécurité dans nos routes existantes.



- **Imagerie médicale**

Machines peut augmenter les performances d'analyse ordonné par des radiologues, ce qui réduit considérablement le temps nécessaire pour effectuer des tests de diagnostic.



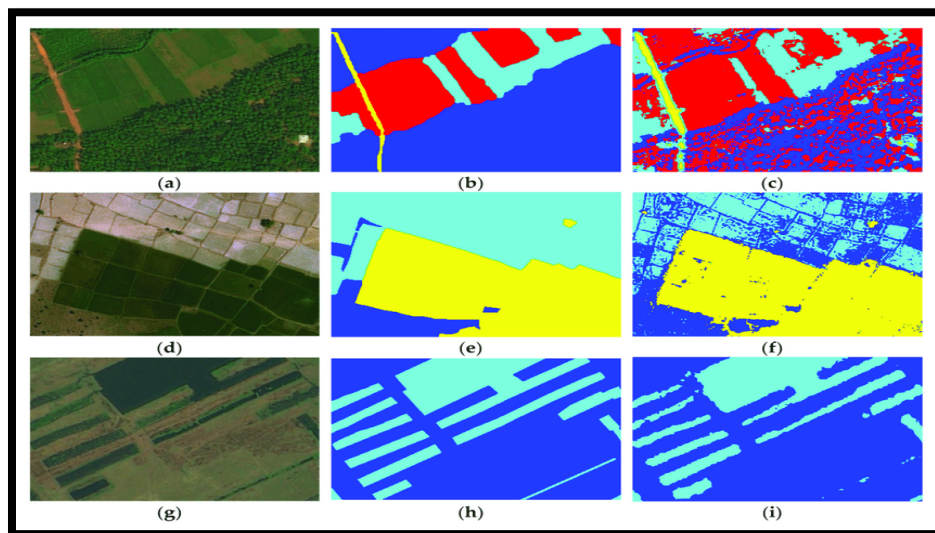
- **Vision robotique**

Utilisé pour identifier les objets et le terrain et pour naviguer pour effectuer ses tâches.



- **Imagerie médicale**

Pour l'analyse et la détection du cancer dans les cellules pour obtenir des informations sur les zones la couverture terrestre, telles que la surveillance de l'urbanisation et de la déforestation, grâce à l'apprentissage en profondeur de la segmentation d'images qui aide à recueillir des informations précises sur ces champs. Il fournit une technique d'image avancée pour l'agriculture réduisant la surveillance manuelle de ces grands champs par les humains.



## 4. Segmentation des images satellites

L'analyse d'images satellitaires est une discipline en plein essor portée par un souci mondial d'aménagement des surfaces urbaines ou rurales et de protection de l'environnement.

Elle constitue une technique d'observation moins coûteuse que des enquêtes de terrain et peut être utilisée aussi bien par des régions technologiquement développées comme l'aménagement des villes, la conversion des zones rurales, la surveillance et la protection contre les catastrophes naturelles ou d'origine humaine, que par des régions défavorisées comme la mise en œuvre des ressources naturelles, l'analyse et la surveillance de la croissance urbaine, la désertification, etc.

Le traitement d'images satellitaires représentant des scènes naturelles, dynamiques introduit un volume important d'informations et exige une élaboration substantielle à tous les niveaux : prétraitement, segmentation, reconnaissance, analyse et interprétation donnant naissance à de nombreuses approches pour interpréter la dynamique d'une scène.

### 4.1. Pourquoi les images satellites

L'imagerie satellitaire présente en plus de nombreux avantages par rapport aux autres sources d'observations du sol.

**Elle est rapide** : le temps nécessaire pour obtenir les images satellitaires d'une région spécifique dépend exclusivement de la planification de l'orbite du satellite.

**Elle est économique** : les images satellitaires ont une couverture très large.

**Elle est universelle** : elle ne connaît pas de frontière géographique ou politique.

**Elle est facilement mise à jour** : on peut renouveler l'information systématiquement avec des délais courts.

**Elle est détaillée** : grâce à la sensibilité des capteurs à un très large spectre de la lumière on obtient des informations variées qui caractérisent l'occupation du sol.

## 4.2. Résolution d'image satellite

Une image satellitale est caractérisée par sa résolution spatiale, sa résolution spectrale, sa résolution radiométrique et sa résolution numérique.

- **La résolution spectrale**

La résolution spectrale est la sensibilité des capteurs à certaines longueurs d'ondes du spectre électromagnétique. Elle caractérise la précision de la mesure radiométrique.

- **La résolution radiométrique et la résolution numérique**

La résolution radiométrique d'un système de télédétection décrit le nombre de valeurs possibles captées par l'instrument. Plus elle est élevée, plus les mesures sont précises. Chaque quantité d'énergie mesurée en kilojoules est transformée en valeurs numérique ou valeurs radiométrique.

- **La résolution spatiale**

Combien de mètres sont couverts par pixel, une résolution plus élevée débloquera certains cas d'utilisation et donnera de meilleures performances pour la plupart des algorithmes. Les technologies actuelles en matière d'acquisition d'images aériennes ou satellitaires et de modèles numériques d'altitude permettent d'atteindre des résolutions de l'ordre du mètre.



## 5. Les objectifs réalisés

Pendant la réalisation de ce projet j'ai atteint sept objectifs :

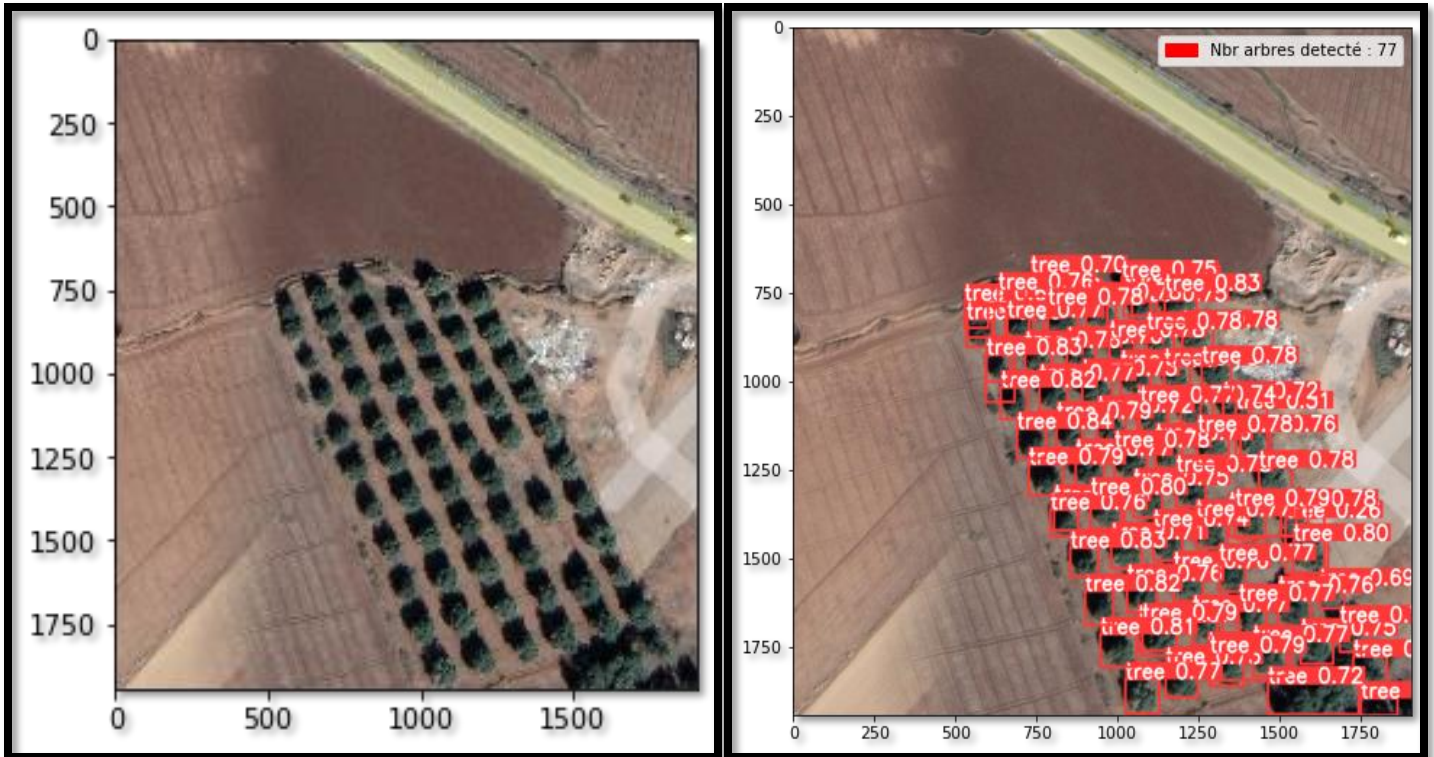
### 5.1. Segmentation des images satellites

Dans cette étape on découpe une image en régions connexes présentant une homogénéité pour l'extraction des informations qualitatives de l'image. Elle fournit une description de haut niveau : chaque région porte une étiquette donnant des informations qualitatives comme sa taille, sa couleur, sa forme, son orientation.



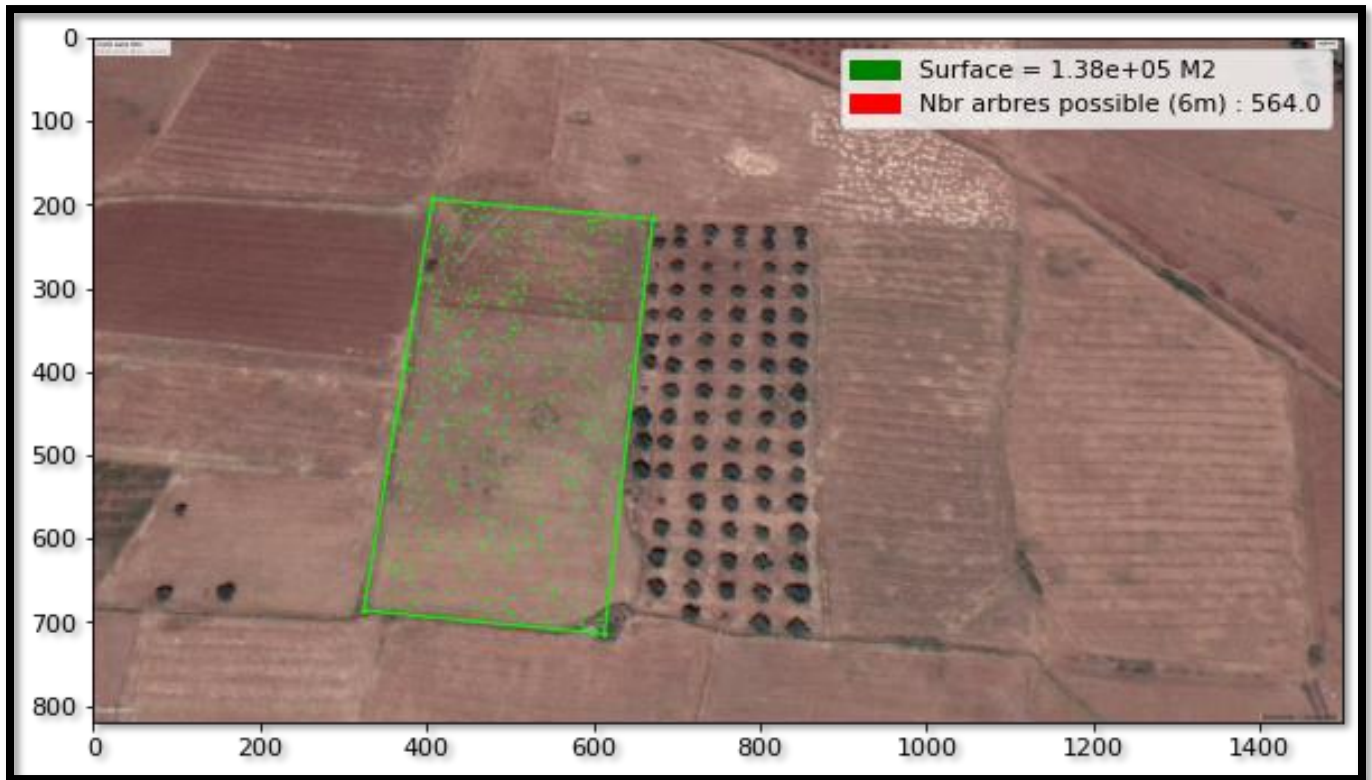
## 5.2. Détection des arbres et compter le nombre des arbres détectés

A base de l'algorithme YOLOV5 j'ai permis de détecter les arbres qu'elle contient une image satellite, après on calcule le nombre de ces arbres détectés.



### 5.3. Calculer la surface d'une zone agriculture, estimer le nombre des arbres possible et pointer les positions des arbres

Après de la sélection d'une région par un utilisateur on peut calculer la surface, d'estimer le nombre d'arbres qu'on peut plantés dans cette région et de pointer l'emplacement de ces arbres mais j'ai rencontré une contrainte dans le pointage de l'emplacement d'arbres (Les points ne sont pas bien pointer et structurer).

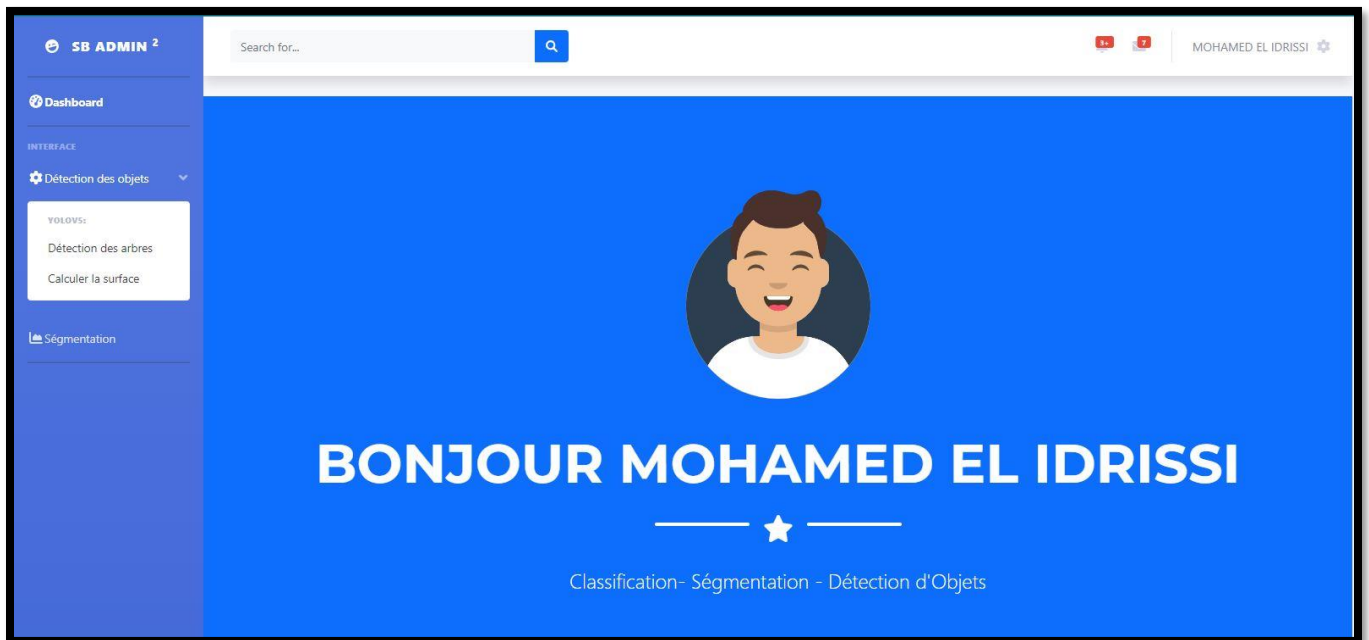


#### 5.4. Réalisation d'une interface graphique

Alors pour une bonne visualisation de ce travail j'ai permis de réaliser une interface graphique basée AngularJS dans le front-end et le framework de Python Flask dans la partie backend. Aussi j'ai intégré un système de sécurité d'authentification qui s'appelle Keycloak.



#### Interface index :

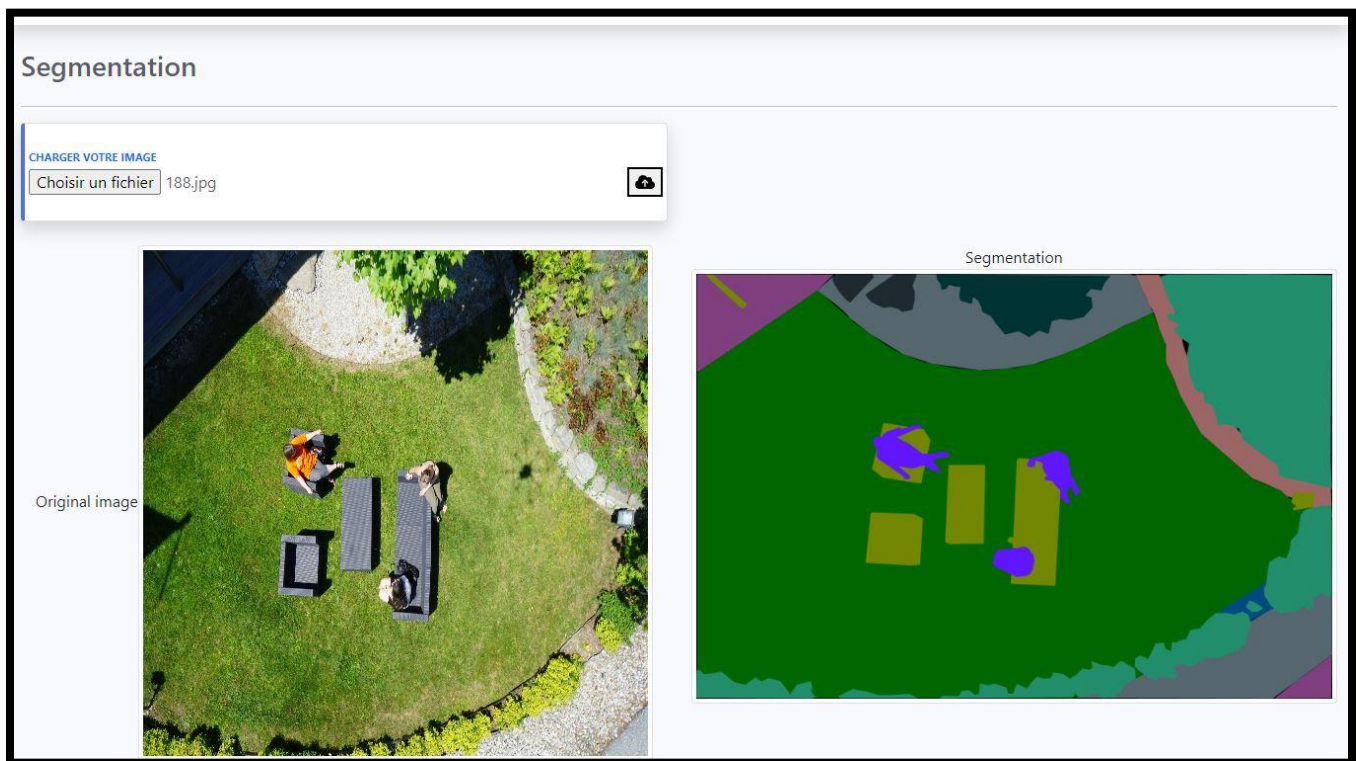




## Page pour la détection d'arbres :



## Interface de segmentation:



## 6. Datasets

J'ai permis de construire une base de données d'images satellitaires d'arbres d'agrumes à l'aide du logiciel Google Earth Pro. J'ai extrait ces images du logiciel des images de vergers provenant de la région de Meknes-Fes au Maroc. Aussi j'ai permis d'utiliser des images de drone pour plus évaluer le score des algorithmes utilisé.



Google Earth pour Chrome nous permettant d'accéder à n'importe quel endroit de la planète en quelques secondes et d'explorer des centaines de villes en 3D depuis votre navigateur. Lancez le dé pour découvrir un nouvel endroit au hasard, suivez une visite guidée avec l'Explorateur, et créez vos propres cartes et histoires. Bientôt disponible dans d'autres navigateurs.

Exemple des images utiliser :



## 7. Les algorithmes utilisé

### 6.1. Pour la segmentation

Dans le domaine du Deep Learning, il est nécessaire d'utiliser un ensemble de données très larges pour entraîner les modèles. Alors cela peut être difficile d'assembler de tels volumes de données pour résoudre un problème de classification d'images, en termes de temps et de ressources hardware.

**U-NET** permet de remédier à ces problèmes, puisqu'il s'avère efficace même avec un ensemble de données limité. Il offre aussi une précision supérieure aux modèles conventionnels.

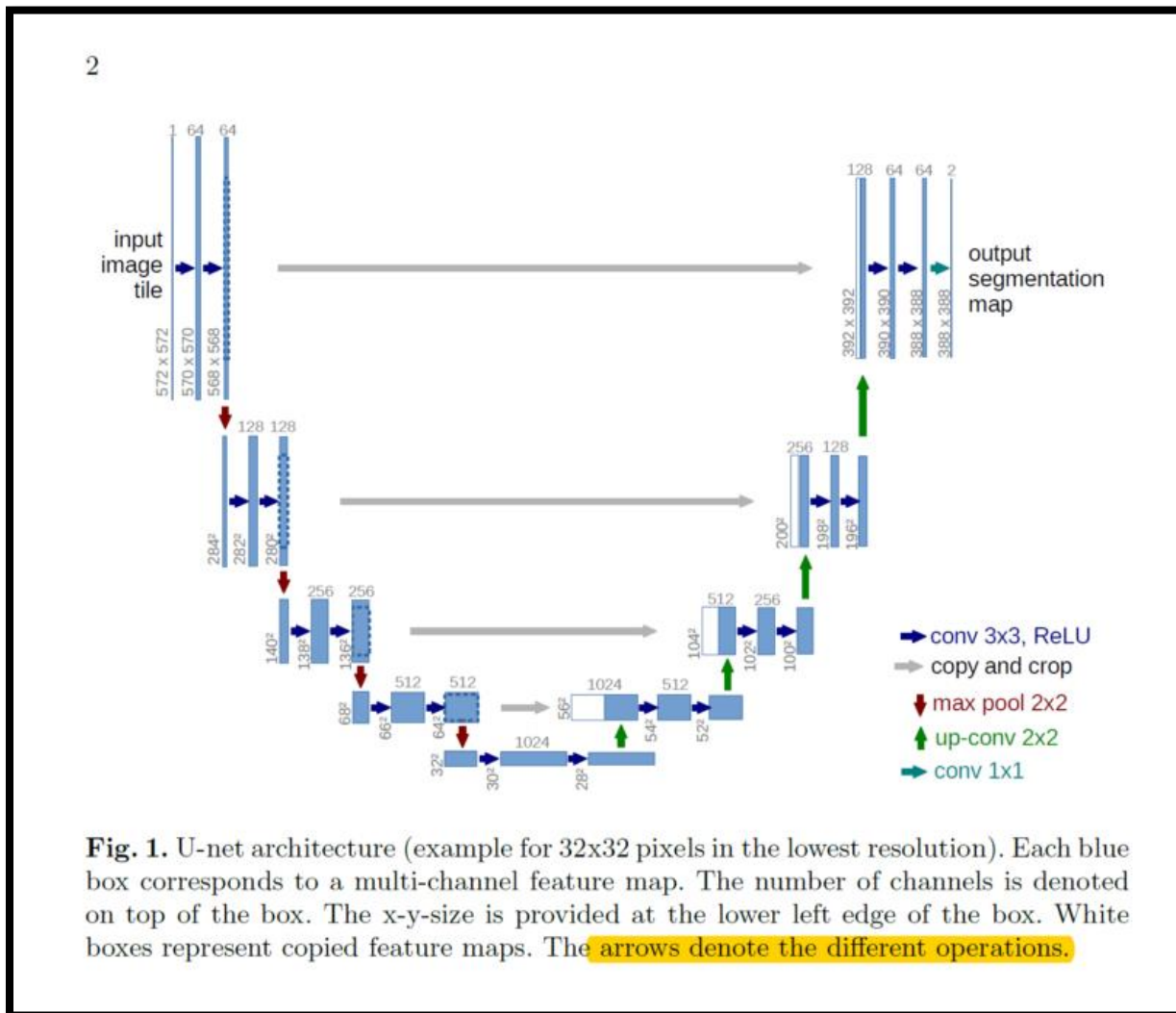
Une **architecture autoencoder classique** réduit la taille des informations entrées, puis les couches suivantes. Le décodage commence ensuite, la représentation de caractéristiques linéaire est apprise et la traile augmente progressivement. À la fin de cette architecture, la taille de sortie est égale à la taille d'entrée.



L' *UNET* a été développé par Olaf Ronneberger et al. Pour la segmentation des images biomédicales.

L'architecture contient deux chemins. Le premier chemin est le chemin de contraction (également appelé encodeur) qui est utilisé pour capturer le contexte dans l'image. L'encodeur n'est qu'une pile traditionnelle de couches convolutionnelles et de mise en commun maximale. Le deuxième chemin est le chemin d'expansion symétrique (également appelé décodeur) qui est utilisé pour permettre une localisation précise à l'aide de convolutions transposées. Il s'agit donc d'un fully convolutional network (FCN) de bout en bout, c'est-à-dire qu'il ne contient que des couches convolutives et ne contient aucune couche dense grâce à laquelle il peut accepter des images de n'importe quelle taille.

Dans l'article original, l'UNET est décrite comme suit :



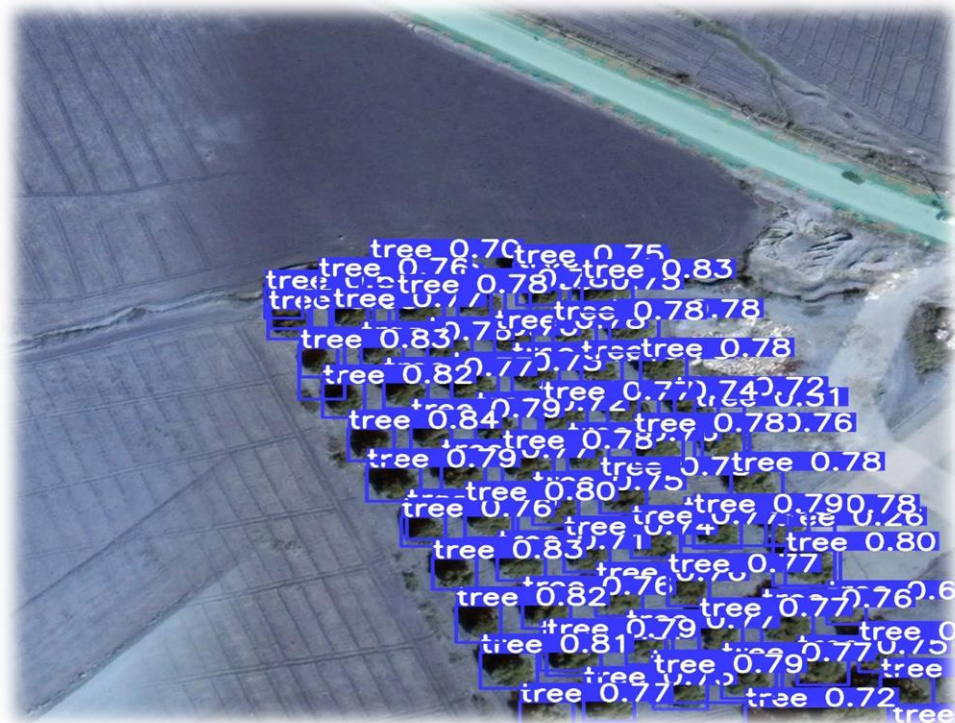


## 6.2. Pour la détection des arbres

J'ai permis d'utiliser YOLOV5 c'est un détecteur d'objets basés sur CNN sont principalement applicables aux systèmes de recommandation. Les modèles YOLO (You Only Look Once) sont utilisés pour la détection d'objets à hautes performances. YOLO divise une image en un système de grille, et chaque grille détecte les objets en elle-même. Ils peuvent être utilisés pour la détection d'objets en temps réel sur la base des flux de données. Ils nécessitent très peu de ressources de calcul.

L'application de Yolo sur chacun de ces morceaux d'image donne lieu à une liste de vecteurs où chaque vecteur représente un rectangle de délimitation (bounding box) délimitant éventuellement un arbre. Ce vecteur s'écrit comme suit :  $[xb, yb, wb, hb]$

Avec  $(xb, yb)$  la position absolue du rectangle de délimitation dans la sous-image, alors que  $wb$  et  $hb$  sont respectivement la largeur et la hauteur absolues de rectangle.



## 8. Conclusion

Dans ce projet, une approche basée sur de l'imagerie satellitaire de très haute résolution et l'Intelligence Artificielle (apprentissage profond) a été développée dans le but d'aider les gestionnaires de vergers à recenser et localiser les arbres, voire à estimer la densité de plantation de leurs exploitations ainsi que d'évaluer qualitativement leurs productivités.

Pour conclure, généralement ce projet était une opportunité intéressante et enrichissante puisqu'il j'essayé de mettre en pratique mes connaissances acquises durant nos études. Alors l'objectif du projet est de créer un algorithme capable de comprendre le mieux possible une image en termes de profondeur et d'objets présents à l'intérieur.

## Bibliographie

- [1] Harshall Lamba. Available: <https://towardsdatascience.com/understanding-semantic-segmentation-with-unet-6be4f42d4b47> [Feb 17, 2019]
- [2] R. Joseph and F. Ali, "YOLO", [Online]. Available: <https://pjreddie.com/darknet/yolo/> . [Accessed Juin 2019]
- [3] <https://medium.com/artefact-engineering-and-data-science/leveraging-satellite-imagery-for-machine-learning-computer-vision-applications-d22143f72d94>