Une image contenant Emblème, écusson, badge, symbole

Description générée automatiquement**ROYAUME DU MAROC المملكة المغربية**

**المدرسة الوطنية الغابوية للمهندسين بسلا**

**ECOLE NATIONALE FORESTIERE**

**D’INGENIEURS DE SALE**

**Utilisation de l’intelligence artificielle (Deep Learning) pour la modélisation et l’estimation de la productivité en fruits de l’arganier sur la base d’images de très haute résolution d’arbres en fructification**

**MEMOIRE DE 3ème CYCLE**

**Présenté par : Mr. NACRO Cheik Parfait Dieudonné**

**POUR L’OBTENTION DU DIPLÔME D’INGENIEUR DES**

**EAUX ET FORETS**

**OPTION : Géomatique des Ressources Naturelles**

**Soutenu publiquement le 1er juillet, 2024 à 15h30 devant le jury :**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Pr. BOUDERRAH M.** | **(ENFI - SALE)** | **Président** |
| **Pr. MOUNIR F.** | **(ENFI - SALE)** | **Rapporteur** |
| **Pr. NAFIL K.** | **(ENSIAS - RABAT)** | **Co-encadrant** |
| **Pr. EZZINE H.** | **(GIS4DS – RABAT)** | **Examinateur** |
| **Mr. MAGRI N.** | **(CIRF – RABAT)** | **Examinateur** |

**ENFI, PB : 511, Bd. Moulay Youssef, Tabriquet, Salé, Maroc- Tél : 05 37 86 11 49, Fax : 05 37 86 26 07**

# Dédicaces

A mon père bien-aimé, dont l’esprit m’accompagne chaque jour dans cette quête du savoir et d’accomplissement ;

A ma mère, source inépuisable de soutien et de force, qui m’a accompagné et encouragé à poursuivre mes rêves, même dans les moments les plus difficiles ;

A ma grande sœur Nafissatou et mon petit frère Ozérou, compagnons de vie et de souvenirs, dont le soutien indéfectible m’a permis d’atteindre ce jalon important ;

A mon oncle Harouna et mon cousin Moussa qui ont été la source de cette aventure au Maroc pour la quête du savoir ;

A toute ma famille, pour leur amour inconditionnel et leur soutien constant à travers toutes les étapes de ce parcours ;

A mes amis depuis le primaire, le secondaire et le supérieur, présents à mes côtés et qui ont partagés avec moi les hauts et les bas de ce parcours ;

A tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à mon parcours et à ma vie, ce travail porte votre empreinte et il vous est dédié en partie !

# Remerciements

Il n'y a que deux façons de vivre sa vie : l'une en faisant comme si rien n'était un miracle, l'autre en faisant comme si tout était un miracle, dixit Albert Einstein. Ma vie s'apparente à cette dernière perspective, car j'ai toujours trouvé les personnes idéales aux moments cruciaux. Dans cette optique, l'expression de ma gratitude est le strict minimum que je puisse faire.

Mes premiers remerciements et ma sincère reconnaissance vont à l’endroit de mon encadrant **Pr MOUNIR** **Fouad** qui m’a permis de travailler sur l’une des thématiques qui me tient à cœur en l’occurrence les applications de l’intelligence artificielle à la gestion des ressources forestières. Je saisis par ailleurs cette opportunité pour lui exprimer ma profonde reconnaissance pour avoir accepté d’encadrer ce travail. Sa rigueur scientifique, ses connaissances et son accompagnement ont été un repère pour mener à succès ce travail. Qu’il trouve en ces brefs mots toute ma reconnaissance et mon profond respect !

Je tiens également à remercier du fond du cœur mon professeur **Pr NAFIL** **Khaled** et lui témoigner mon profond respect et toutes mes admirations envers sa personne qui n’a cessé de me guider et cultiver en moi l’esprit scientifique tout au long de la réalisation de ce travail. Sa logique, sa rigueur scientifique, sa disponibilité et ses qualités humaines m’ont été d’un apport inestimable dans l’accomplissement de ce travail. Qu’il en soit vivement remercié et qu’il trouve à travers ces mots l’expression de ma profonde gratitude !

Mes remerciements vont également à l’endroit de **Pr BOUDERRAH Mohamed**, Enseignant Chercheur à l’ENFI pour l’honneur qu’il m’a fait en acceptant de présider le jury de soutenance. C’est pour moi l’occasion de lui témoigner ma profonde reconnaissance pour ses qualités humaines et professionnelles durant les années d’études.

J’adresse de même mes remerciements les plus sincères au **Pr EZZINE Hicham (GIS4DS-Rabat)**, et à **M. MAGRI Najib** du Centre d’Innovation, Recherche et Formation (CIRF) qui m’ont fait honneur en acceptant d’examiner le travail et de l’enrichir par des critiques et des suggestions constructives. Qu’ils trouvent ici l’expression de mon profond respect !

Je ne saurais oublier mon aimé professeur **Pr ZINE EL ABIDINE Abdenbi** pour son orientation et ses conseils aussi bien sur la recherche scientifique que dans l’établissement du proposé de recherche de ce présent travail. Sa disponibilité, son esprit et sa rigueur scientifiques ont été d’un apport inestimable non seulement à la réalisation de ce travail mais aussi sur mon esprit critique scientifique. Qu’il en soit vivement satisfait et remercié pour ses efforts inestimables !

# ملخص

شجرة الأركان و التي تتواجد بشكل رئيسي في الجنوب الغربي للمغرب، هي نوع من الأشجار ذات الاستخدامات المتعددة والتي تتمتع بفوائد بيئية واجتماعية وثقافية. تعد هذه الشجرة محور تحديات التنمية المستدامة، حيث تمثل إنتاجية ثمارها جزءًا أساسيًا منها، مما يساعد في عملية اتخاذ القرارات المتعلقة بهذه التنمية.

تهدف هذه الدراسة إلى نمذجة وتقدير إنتاج الثمار لشجرة الأركان باستخدام التصوير ذي دقة عالية جداً لأشجار مثمرة و التعلم العميق. لهذا الهدف تم جمع صور بمقاس 30×30 سم² من أشجار الأركان المتواجدة بعشر جماعات (10) تنتمي لمجال عمل الوكالة الوطنية لتنمية مناطق الواحات و شجر الأركان للتعرف على الثمار ومن ثم تقدير إنتاجيتها باستعمال هذه الصور، بهدف تطوير نموذج لإنتاجية الفاكهة على مستوى الشجرة وتحديد مواقعها.

U-NET للتعرف على الفواكه التي تدخل في الإطار30×30 سم² ، تم دمج نموذجين وهما لتجزئة الصور بإطار متوسط IoU يبلغ %9,08 ونموذج YOLOv8s لتجزئة ثمار الأركان، حيث تم الحصول على درجات F1 بنسبة %80,9 للمربعات 79,3% و للأقنعة.في ما يخص تقدير وزن الفواكه فتم بناءً على شكلها المحدد بالعلاقة العرض على الطول. تتيح هذه الطريقة المدمجة حساب عدد وتقدير وزن الفواكه بمعاملات توضيح تصل إلى %94 و %96، وأخطاء متوسطة مطلقة تبلغ 2,55بالنسبة للفاكهة و 27,95 جرام لكل صورة .

الإنتاجية المقدرة على مستوى الشجرة استنادًا إلى الإنتاج الموجود في صورها، باعتبارغطائها تاجي على شكل نصف بيضوي، أدى إلى تضخيم الإنتاجية المقدرة مما يتطلب تعديلاً، حيث يبلغ متوسط الإنتاجية 14,59 كجم/شجرة بانحراف معياري قدره 24,11 كجم وخطأ متوسط ​​مطلق يبلغ 7.27 كجم، حيث يكون الإنتاج المجمل المعدل المنمذج للشجرات هو 1933,82 كجم مقابل 2005,64 كجم للإنتاج الفعلي. ونتيجة لذلك، تم تقدير الإنتاج على صور كل شجرة ليتم تعميمه بعد ذلك على العشر (10) جماعات المدروسة مع الأخذ بعين الاعتبار في ذلك فقط الأشجار التي تم أخذ عينات منها.و أشرت التقديرات إلى انخفاض في إنتاجية الثمار بمتوسط 0,17 كجم/شجرة و15,96 كجم/جماعة مع الحصول على إنتجالية إجمالية مقدرة ب 160كجم.

يمكن أن يؤدي الحصول على صور شاملة للغطاء التاجي لشجرة الأركان إلى تحسين التقدير وقد يشكل أيضاً أداة للمساعدة في اتخاذ القرارات لتحسين مساهمة سلسلة القيمة لشجرة الأركان في حياة السكان مع تلبية احتياجاتهم.

**الكلمات المفتاحية:** شجرة الأركان، [إنتاج](https://context.reverso.net/traduction/arabe-francais/%D8%A5%D9%86%D8%AA%D8%A7%D8%AC+%D8%A7%D9%84%D9%81%D8%A7%D9%83%D9%87%D8%A9) [الفاكهة](https://context.reverso.net/traduction/arabe-francais/%D8%A5%D9%86%D8%AA%D8%A7%D8%AC+%D8%A7%D9%84%D9%81%D8%A7%D9%83%D9%87%D8%A9)، التعلم العميق، التعرف على الأجسام، التصوير عالي الدقة، نظم المعلومات الجغرافية (SIG)، المغرب.

# Résumé

L’arganier, essentiellement présent dans le sud-ouest marocain, est une essence à usage multiple présentant des intérêts environnementaux, socioéconomiques et culturels. Elle est au cœur d’enjeux de développement durable dont la pièce motrice est sa production fruitière pourtant peu connue sur ses peuplements naturels afin d’aider à la prise de décision.

Cette étude vise à modéliser et estimer la productivité fruitière de l’arganier en utilisant l’imagerie à très haute résolution d’arbres en fructification et l’apprentissage profond (Deep Learning) pour la vision par ordinateur. Des images sur un cadre de 30×30 cm² ont été collectées sur des arbres de 10 communes dans la zone d’action de l’ANDZOA afin de reconnaitre les fruits puis d’estimer leur rendement à partir des images, pour le développement d’un modèle de la production fruitière à l’échelle de l’arbre, puis sa spatialisation.

Pour la reconnaissance des fruits dans le cadre, deux modèles ont été combinés en l’occurrence U-NET pour segmenter le cadre avec un score IoU moyen de 98.08% et YOLOv8s pour segmenter les fruits d'arganier, obtenant des scores F1 de 80.9% pour les boîtes et 79.3% pour les masques. L’estimation du poids des fruits a été réalisée en fonction de leur forme, déterminée par le rapport largeur/longueur. La méthode combinée permet de compter et d’estimer le poids des fruits avec des coefficients de détermination de 96% et 94% et des erreurs absolues moyennes de 2.55 fruits et 27.95g par image respectivement.

Le rendement estimé à l’échelle de l’arbre à partir du rendement présent sur ses images en assimilant son houppier à un demi ellipsoïde conduit à une surestimation du rendement en fruit nécessitant un réajustement dont la production moyenne est de 14.59 kg/arbre avec un écart type de 24.11 kg et une erreur absolue moyenne de 7,27 kg, le rendement modélisé ajusté total étant de 1 933,82 kg contre 2 005,64 kg pour le rendement réel. De ce fait, le rendement estimé sur les images de chaque arbre a été évaluée puis généralisé sur les dix communes étudiées en ne considérant que les arbres échantillonnés. L’estimation fait état d’une faible fructification avec des rendements moyens de 0.17 kg/arbre et 15.96 kg/commune. Le rendement total estimé sur les images est de 160 kg.

L’acquisition d’images de l’ensemble du houppier permettraient d’améliorer l’estimation et constituer un outil d’aide à la décision pour l’amélioration de la contribution de la chaine de valeur de l’arganier à la vie des populations tout en satisfaisant l’approvisionnement.

**Mots clés** : Arganier, productivité fruitière, apprentissage profond, reconnaissance d’objets, imagerie de très haute résolution, SIG, Maroc.

# Abstract

The argan tree, predominantly found in southwestern Morocco, serves multiple purposes and holds environmental, socio-economic, and cultural significance. It is central to sustainable development, particularly through its fruit production, which remains under-researched in its natural stands.

This study aims to model and estimate the fruit productivity of the argan tree using very high-resolution imagery of fruiting trees and deep learning for computer vision. Images within a 30×30 cm² frame were collected from trees in 10 municipalities within the ANDZOA action area to recognize the fruits and then estimate their yield from the images. This will aid in developing a model of fruit production at the tree level and its spatialization.

For fruit recognition within frames, two models were combined namely U-NET for frame segmentation with a mean IoU score of 98.08%, and YOLOv8s for fruit segmentation, achieving F1 scores of 80.9% for boxes and 79.3% for masks. Fruit weight estimation was based on shape, determined by the width/length ratio. The combined method enabled fruit counting and weight estimation with determination coefficients of 96% and 94% and mean absolute errors of 2.55 fruits and 27.95g per image, respectively.

Tree-level yield estimation, assuming the canopy as a half-ellipsoid, led to an overestimation, requiring adjustment. The average adjusted production is 14.59 kg/tree with a standard deviation of 24.11 kg and a mean absolute error of 7.27 kg. The total adjusted yield is of 1 933,82 kg and the total ground truth yield is 2 005,64 kg. Thus, the yield estimated from images for sampled trees across the ten communities was low, averaging 0.17 kg/tree and 15.96 kg/community, with a total estimated yield of 160 kg.

Acquiring full-canopy images could improve estimations, aiding decision-making and enhancing the argan value chain's contribution to local livelihoods while ensuring adequate supply.

**Key words**: Argan tree, fruits productivity, deep learning, object recognition, very high-resolution images, GIS, Morocco.

**SOMMAIRE**

[Dédicaces I](#_Toc174986005)

[Remerciements I](#_Toc174986006)

[ملخص II](#_Toc174986007)

[Résumé III](#_Toc174986008)

[Abstract IV](#_Toc174986009)

[Liste des figures IX](#_Toc174986010)

[Liste des tableaux XII](#_Toc174986011)

[Liste des abréviations XIV](#_Toc174986012)

[Introduction générale 1](#_Toc174986013)

[Partie I. Synthèse bibliographique 5](#_Toc174986014)

[Chapitre 1. Généralités sur l’arganier 6](#_Toc174986015)

[Introduction 6](#_Toc174986016)

[1.1. Caractéristiques botanique et taxonomique 6](#_Toc174986017)

[1.2. Distribution géographique de l’arganier 7](#_Toc174986018)

[1.3. Fructification de l’arganier 8](#_Toc174986019)

[1.3.1. Phénologie de l’arganier 8](#_Toc174986020)

[1.3.2. Aperçu sur les fruits de l’arganier 9](#_Toc174986021)

[1.3.3. Production fruitière de l’arganier 10](#_Toc174986022)

[1.4. Importance de l’arganier 10](#_Toc174986023)

[Conclusion 12](#_Toc174986024)

[Chapitre 2. L’imagerie très haute résolution et l’apprentissage profond pour la reconnaissance des fruits sur les images 13](#_Toc174986025)

[Introduction 13](#_Toc174986026)

[2.1. Généralités sur l’imagerie 13](#_Toc174986027)

[2.1.1. Définition 13](#_Toc174986028)

[2.1.2. Type d’imagerie selon les applications en vision par ordinateur 14](#_Toc174986029)

[2.2. Généralités sur l’apprentissage profond 16](#_Toc174986030)

[2.2.1. Aperçu sur l’intelligence artificielle et l’apprentissage profond 16](#_Toc174986031)

[2.2.2. Apprentissage profond pour la vision par ordinateur 16](#_Toc174986032)

[2.2.2.1. Définition des réseaux de neurones convolutifs 16](#_Toc174986033)

[2.2.2.2. Architecture des réseaux de neurones convolutifs 17](#_Toc174986034)

[2.2.2.3. Fonctionnement des CNNs pour le traitement d’images 20](#_Toc174986035)

[2.3. L’apprentissage profond et le changement de paradigme en vision par ordinateur pour la reconnaissance des fruits 21](#_Toc174986036)

[Conclusion 23](#_Toc174986037)

[Partie II. Matériel et méthodes 24](#_Toc174986038)

[Chapitre 1. Matériel 25](#_Toc174986039)

[1.1. Zone d’étude 25](#_Toc174986040)

[1.2. Données collectées 27](#_Toc174986041)

[1.3. Outils utilisés 29](#_Toc174986042)

[1.4. Conclusion 31](#_Toc174986043)

[Chapitre 2. Approche méthodologique 32](#_Toc174986044)

[2.1. Approche globale de modélisation 32](#_Toc174986045)

[2.2. Développement d’un modèle de reconnaissance des fruits dans le cadre et estimation de leur poids 34](#_Toc174986046)

[2.2.1. Contexte 34](#_Toc174986047)

[2.2.2. Modèles utilisés 35](#_Toc174986048)

[2.2.2.1. Architecture du modèle U-Net avec EfficientNet-B0 comme encodeur 35](#_Toc174986049)

[2.2.2.2. Architecture du modèle YOLOv8 37](#_Toc174986050)

[2.2.3. Reconnaissance du cadre 38](#_Toc174986051)

[2.2.3.1. Choix des modèles 38](#_Toc174986052)

[2.2.3.2. Développement du modèle de reconnaissance du cadre 39](#_Toc174986053)

[2.2.3.2.1. Préparation des données d’entrainement 39](#_Toc174986054)

[2.2.3.2.2. Configuration d’entrainement 40](#_Toc174986055)

[2.2.3.2.3. Validation et comparaison des modèles 42](#_Toc174986056)

[2.2.4. Reconnaissance et estimation du poids des fruits sur les images 43](#_Toc174986057)

[2.2.4.1. Approche globale pour le développement du modèle de segmentation des fruits et choix du modèle pour la segmentation des fruits 43](#_Toc174986058)

[2.2.4.2. Préparation et description des données utilisées 44](#_Toc174986059)

[2.2.4.3. L’impact des techniques d’augmentation sur la performance de reconnaissance des fruits 46](#_Toc174986060)

[2.2.4.4. Réduction de la taille de l’image d’entrainement sur la performance de détection 47](#_Toc174986061)

[2.2.4.5. Analyse comparative des variantes du modèle YOLOv8 pour la segmentation des fruits 47](#_Toc174986062)

[2.2.4.6. Configuration d’entrainement 48](#_Toc174986063)

[2.2.4.7. Détection des fruits à l’intérieur du cadre 48](#_Toc174986064)

[2.2.4.8. Evaluation de la corrélation de comptage des fruits et effet du tuilage 49](#_Toc174986065)

[2.2.4.9. Détermination du poids des fruits 50](#_Toc174986066)

[2.2.4.9.1. Catégorisation des fruits d’arganier 50](#_Toc174986067)

[2.2.4.9.2. Evaluation de la performance de catégorisation des fruits 52](#_Toc174986068)

[2.2.4.9.3. Evaluation de la corrélation sur le poids des fruits et effet du tuilage 53](#_Toc174986069)

[2.2.4.10. Description des métriques d’évaluation utilisées 53](#_Toc174986070)

[2.3. Spatialisation du rendement en fruits 54](#_Toc174986071)

[2.3.1. Modèle d’estimation du rendement en fruits de chaque arbre 54](#_Toc174986072)

[2.3.1.1. Production fruitière par arbre sans généralisation 55](#_Toc174986073)

[2.3.1.2. Généralisation du rendement sur l’arbre 55](#_Toc174986074)

[2.3.2. Rendement en fruits par placette 56](#_Toc174986075)

[2.3.3. Evaluation du rendement en fruit par commune 56](#_Toc174986076)

[2.4. Conclusion 57](#_Toc174986077)

[Partie III. Résultats et discussion 58](#_Toc174986078)

[Chapitre 1. Reconnaissance des fruits et leur poids dans le cadre 59](#_Toc174986079)

[1.1. Résultats de la segmentation du cadre 59](#_Toc174986080)

[1.1.1. Résultats de l’entrainement des modèles YOLOv8 et U-NET 59](#_Toc174986081)

[1.1.2. Effet des techniques de traitement postérieur sur la qualité du masque prédit 59](#_Toc174986082)

[1.2. Reconnaissance des fruits du cadre et leur poids 61](#_Toc174986083)

[1.2.1. Effet des techniques d’augmentation sur la performance de reconnaissance des fruits 61](#_Toc174986084)

[1.2.2. Effet de la réduction de la taille de l’image d’entrainement sur la performance 62](#_Toc174986085)

[1.2.3. Comparaison des trois variantes sélectionnées 63](#_Toc174986086)

[1.2.4. Détection des fruits à l’intérieur du cadre 65](#_Toc174986087)

[1.2.5. Corrélation entre le nombre réel de fruits et le celui prédit dans les différents cadres selon différentes approches de détection 66](#_Toc174986088)

[1.2.6. Performance de catégorisation des fruits 69](#_Toc174986089)

[1.2.7. Corrélation entre le rendement réel estimé et le rendement prédit estimé dans les différents cadres selon différentes approches de détection 69](#_Toc174986090)

[1.2.8. Synthèse sur la reconnaissance des fruits dans le cadre et leur poids 72](#_Toc174986091)

[1.3. Conclusion 73](#_Toc174986092)

[Chapitre 2. Spatialisation du rendement en fruits 74](#_Toc174986093)

[2.1. Rendement en fruits par arbre 74](#_Toc174986094)

[2.1.1. Rendement prédit dans les quatre cadres échantillonnés 74](#_Toc174986095)

[2.1.2. Rendement généralisé sur la surface du houppier de l’arbre 74](#_Toc174986096)

[2.1.3. Principales limites et recommandations 76](#_Toc174986097)

[2.2. Rendement en fruits non généralisé par placette 78](#_Toc174986098)

[2.3. Rendement en fruits non généralisé par commune 78](#_Toc174986099)

[2.4. Conclusion 80](#_Toc174986100)

[Conclusion générale 81](#_Toc174986101)

[Références bibliographiques 84](#_Toc174986102)

# Liste des figures

[Figure 1: Image de l’arbre d’arganier (Source : Pr. Mounir Fouad, 2022) 7](#_Toc172725393)

[Figure 2: Distribution de l’arganier dans le sud-ouest marocain (M’Hirit et al., 1998) 8](#_Toc172725394)

[Figure 3: Cycle phénologique de l’arganier (M’Hirit et al., 1998) 9](#_Toc172725395)

[Figure 4: Principales formes de fruits d’arganier (Ferradous, 1995) 10](#_Toc172725396)

[Figure 5: Exemple d’imagerie dont les valeurs des canaux rouge, vert et bleue sont représentés. 14](#_Toc172725397)

[Figure 6: Exemple d’architecture de réseau de neurones convolutifs pour la classification. Conv désigne une couche de convolution et FC signifie « fully connected » pour désigner des couches de réseau de neurones complètement connectés. L’entrée est une image qui subira un changement de représentation à travers l’extracteur de caractéristiques. Les caractéristiques extraites sont alors passées au classifieur pour déterminer la classe d’appartenance de l’image d’entrée. (Source : DeepLearningAI, 2024) 18](#_Toc172725398)

[Figure 7: Exemple d’architecture de réseau de neurones convolutifs pour la détection de nombre. L’image d’entrée est large et haute de 75 pixels respectivement et contient un chiffre. Les caractéristiques de l’image sont extraites puis utilisées pour localiser le chiffre et déterminer sa classe. (Source : DeepLearningAI, 2024) 18](#_Toc172725399)

[Figure 8: Architecture du réseau de neurones convolutif U-NET. Chaque boite bleue correspond à une carte de caractéristique multi-canal dont son nombre de canaux est dénoté au-dessus de la boite et sa taille (longueur, hauteur) en bas à droite. Les boites blanches représentent les caractéristiques copiées de l’encodeur pour être concaténées à ceux du même niveau du décodeur. Les flèches représentent les différentes opérations (Ronneberger et al., 2015) 19](#_Toc172725400)

[Figure 9: Schématisation du processus d’apprentissage supervisé 21](#_Toc172725401)

[Figure 10: Carte de situation de la zone d’étude et emplacement des placettes 26](#_Toc172725402)

[Figure 11: Exemple d’image du houppier capturée sur l’une de ses orientations. Le cadre blanc représente la surface d’échantillonnage sur l’arbre. (Photo capturée le 22/03/2022 par Pr. Mounir Fouad) 29](#_Toc172725403)

[Figure 12: Méthodologie globale pour le développement du modèle de spatialisation du rendement en fruits de l'arganier 33](#_Toc172725404)

[Figure 13: Organigramme du processus de comptage des fruits présent dans le cadre pour chaque image. 34](#_Toc172725405)

[Figure 14: Architecture du modèle U-Net utilisé. L’image d’entrée de dimensions (960, 960, 3) subit des transformations à travers l’encodeur puis le décodeur pour produire le masque final de dimensions (960, 960). 36](#_Toc172725406)

[Figure 15: Architecture du modèle YOLO8 pour la segmentation d’instance et la détection d’objets (MMYOLO Contributors, 2022) 38](#_Toc172725407)

[Figure 16: Principales étapes de développement du modèle de reconnaissance du cadre 39](#_Toc172725408)

[Figure 17: Exemple d’image annoté pour la reconnaissance du cadre. (a) Image brute sans annotation avec le cadre représenté en blanc. (b) Annotation du cadre au format YOLOv8 avec un polygone délimitant les contours du cadre représenté en violet. (c) Masque correspondant à l’annotation en polygone. La partie blanche représente l’espace du cadre et la partie noire représente l’arrière-plan. 40](#_Toc172725409)

[Figure 18: Exemple d’image ayant subi un renversement horizontal. (a) et (b) représentent respectivement l’image et son masque initiales. (c) et (d) représentent respectivement l’image et son masque après le renversement horizontal. 41](#_Toc172725410)

[Figure 19:Algorithme de traitement postérieur appliqué au cadre segmenté. 43](#_Toc172725411)

[Figure 20: Exemple d’image annotée. A gauche est représentée l’image originale et son annotation corresponde à droite où les fruits annotés sont représentés par des polygones de diverses couleurs. 46](#_Toc172725412)

[Figure 21: Exemple de visualisation des dimensions des fruits. Les fruits sont annotés avec différentes couleurs. Les lignes rouges et bleues perpendiculaires représentent respectivement les grands axes (longueurs des fruits) et les petits axes (largeurs des fruits). 52](#_Toc172725413)

[Figure 22: Exemple de cadre segmenté à l’aide d’U-NET et YOLOv8. a. Image initiale, b. Cadre annoté, c. Cadre prédit par U-NET, d. Cadre prédit par YOLOv8 59](#_Toc172725414)

[Figure 23: Effet du traitement postérieur sur la qualité du masque prédit. a et d représentent respectivement l’image et son annotation. B et e représentent respectivement la prédiction de YOLOv8 et celle traité postérieurement. c et f représentent respectivement la prédiction de U-NET et celle traité postérieurement. 60](#_Toc172725415)

[Figure 24: Variation du score F1 en fonction du nombre d’images selon les différentes approches d’augmentation des images. (a). Variation pour le score des masques et (b). variation du score des boites. 62](#_Toc172725416)

[Figure 25: Exemple de fruits détectés sur deux images (a) et (b). Les fruits détectés sont marqués par des polygones de différentes couleurs. 64](#_Toc172725417)

[Figure 26: reconnaissance des fruits à l’intérieur du cadre. (a) – l’image d’origine ; (b) – le cadre segmenté ; (c) – la reconnaissance de tous les fruits sur l’image ; (d) – la rétention des fruits à l’intérieur du cadre 66](#_Toc172725418)

[Figure 27: Nuages de points du comptage manuel et automatique dans une surface de 0,09 m² sur différents arbres selon différentes approches de détection. 68](#_Toc172725419)

[Figure 28: Fréquence des groupes de fruits réels et prédit. En bleue et en orange, respectivement, le nombre d’arbres de la catégorie réelle et prédite des fruits. 69](#_Toc172725420)

[Figure 29 : Exemple d’extimation du poids des fruits dans le cadre. Les fruits sont segmentés puis leur catégorie est déterminée selon la moyenne des rapports largeur/longueur des fruits en vue d’estimer le poids en se basant sur le poids moyen de la catégorie. 70](#_Toc172725421)

[Figure 30: Nuages de points du rendement réel estimé et celui prédit estimé dans une surface de 0,09 m² sur différents arbres selon différentes approches de détection. 71](#_Toc172725422)

[Figure 31: Nuage de points du rendement réel en fonction du rendement prédit. (a) Le rendement réel en fonction de celui modélisé. (b) Le rendement réel en fonction de celui modélisé ajusté. 76](#_Toc172725423)

[Figure 32: Exemple d’arbre d’arganier dont la forme du houppier tend vers l’ellipsoïdale. 78](#_Toc172725424)

[Figure 33: Distribution du rendement en fruits par commune. Chaque rendement obtenu est la somme du rendement en fruits des arbres échantillonnés dans la commune. Le rendement en fruits de chaque arbre est évalué sur une surface de 0.36 m² du houppier. 79](#_Toc172725425)

# Liste des tableaux

[Tableau 1: Indicateurs de population, de la densité de la population des communes de la zone d’étude (HCP, 2014) 27](#_Toc172725370)

[Tableau 2: Statistiques sur les placettes et les arbres visités 28](#_Toc172725371)

[Tableau 3: Principaux outils utilisés pour la réalisation du travail. 30](#_Toc172725372)

[Tableau 4: Configuration des paramètres d’entrainement des modèles U-NET et YOLOv8 pour la segmentation du cadre 41](#_Toc172725373)

[Tableau 5: Description des images utilisées pour l’entrainement et la validation des modèles 45](#_Toc172725374)

[Tableau 6: Distribution des dimensions des fruits et du nombre de fruits pour l’ensemble des images utilisées ainsi que par catégorie d’image (entrainement et validation). 45](#_Toc172725375)

[Tableau 7: Comparaison des trois variantes du modèle YOLOv8-seg (n, s et m) selon le nombre de paramètres 48](#_Toc172725376)

[Tableau 8:Paramétrage pour la détection des fruits en vue de comparer les approches sans tuilage et de tuilage. Les tailles des images spécifiées désignent la longueur et la hauteur des images en nombre de pixels. 50](#_Toc172725377)

[Tableau 9:Métriques sur le rapport largeur-longueur des différentes formes de fruits d’après Ferradous (1995) 51](#_Toc172725378)

[Tableau 10: Regroupement des formes de fruits en se basant sur le rapport largeur-longueur des fruits 51](#_Toc172725379)

[Tableau 11: Effet du traitement postérieur sur la qualité du masque de cadre prédit par YOLOv8 et U-NET. Les valeurs reportées représentent l’IoU moyen calculé sur la base des images de validation. 61](#_Toc172725380)

[Tableau 12: Résultats de la segmentation des fruits d’arganier en redimensionnant les images à 640×640 pixels et 960×960 pixels. 63](#_Toc172725381)

[Tableau 13: Résultats de la comparaison des trois variantes de YOLOv8 (m-seg, s-seg, n-seg) pour la segmentation des fruits d’arganier. 64](#_Toc172725382)

[Tableau 14: Comparaison des résultats de YOLOv8s avec certaines études similaires mais sur des fruits différents. 65](#_Toc172725383)

[Tableau 15: Comparaison des résultats du comptage des fruits d’arganier à d’autres études similaires 69](#_Toc172725384)

[Tableau 16: statistiques sur les nombres de fruits prédits et réels ainsi que leurs poids pour l’approche sans tuilage sans redimensionnement des images 73](#_Toc172725385)

[Tableau 17: Principales statistiques sur le rendement en fruits des arbres sur une surface de 0.36 m² du houppier 74](#_Toc172725386)

[Tableau 18: Distribution du rendement en fruit réel 75](#_Toc172725387)

[Tableau 19: Principales statistiques sur le rendement en fruits des placettes sur une surface de 0.36 m² du houppier 78](#_Toc172725388)

[Tableau 20: Principales statistiques sur le rendement en fruits des communes sur une surface de 0.36 m² du houppier 79](#_Toc172725389)

# Liste des abréviations

|  |  |
| --- | --- |
| ANDZOA | Agence Nationale de Développement des Zones Oasiennes et de l’Arganier |
| CNN | Convolutional Neural Networks |
| IFN | Inventaire Forestier National |
| MAPMDREF | Ministère de l’Agriculture, de la Pêche Maritime, du Développement Rural et des Eaux et Forêts. |
| ODCO | Office du Développement de la Coopération |
| UNESCO | Organisation des Nations Unies pour l'éducation, la science et la culture |

# Introduction générale

L’arganier (*Argania spinosa* (L.) Skeels) est une essence forestière-fruitière endémique et relique du sud-ouest marocain (Qarro et al., 2011) constituée en forêts occupant une superficie estimée à 868 034 ha faisant d’elle la deuxième essence forestière feuillue majeure en termes de superficie après le chêne vert (*Quercus rotundifolia* L.) qui s’étend sur 1 414 528 hectares (Anonyme, 1996). Cette espèce à usages multiples, constituant l’arganeraie, est reconnue par son rôle écologique et ses atouts socioéconomiques faisant d’elle une espèce d’une grande importance dont l’aire de répartition a été érigée en réserve de biosphère (M’Hirit et al, 1998).

L’arganeraie est au cœur d’une problématique de développement durable dont la valorisation de ses produits en l’occurrence ses fruits est la pièce motrice. Elle doit se faire dans un souci de préservation d’une espèce végétale endémique et d’un écosystème menacé (pilier écologique), de lutte contre la pauvreté et le sous-développement des ménages ruraux à travers les revenus générés (pilier économique) et d’émancipation des femmes des coopératives de production (pilier social) (Romagny et al., 2016).

Les produits dérivés des fruits (pulpe, coque, tourteau et huile) sont d’une grande valeur économique pour l’ensemble des acteurs de sa chaine de valeur (Qarro et al., 2011). De l’amont à l’aval, la chaine de valeur des fruits d’arganier constitue une source d’emplois et de revenues pour les coopératives, les sociétés, les intermédiaires et les ayants droits (Romagny et al., 2016).

L’huile d’argan est très convoitée du fait de ses propriétés alimentaires, cosmétique et pharmaceutiques remarquables (Khallouki et al., 2003 ; Monfalouti et al., 2010). Ces différentes propriétés font d’elle l'une des huiles comestibles les plus prisées sur le marché national et international (Lybbert et al., 2011).

Du fait de sa forte valeur économique, les fruits d’arganiers subissent un ramassage frénétique, sans réelle connaissance des capacités du milieu, avec ses potentielles conséquences négatives en termes de régénération, de dégradation et de soutenabilité de la filière. Malheureusement, la structure pyramidale de la chaine de valeur, des ayants droits aux entreprises en passant par les intermédiaires, de la filière de l’arganier en plus de l’indisponibilité d’un système d’information pour le suivi des données ne permettent pas de connaitre la productivité de ses espaces grâce aux données de l’aval encore moins de l’amont de la filière à cause de la non-maitrise de l’origine des fruits utilisés par les coopératives et entreprises. De plus, la chaine de valeur est caractérisée par une inégale répartition des profits surtout au désavantage des ayant droits à travers la vente des fruits ramassés à faible prix aux intermédiaires (Romagny et al., 2016).

Malgré l’importance relative de la productivité fruitière de l’arganier, elle demeure difficilement évaluée à grande échelle au niveau de l’arganeraie naturelle avant la récolte par les ayant droits, bien qu’elle pourrait aider à la prise de décision pour la contribution de la chaine de valeur des fruits d’arganier à la vie des populations et à une meilleure gestion de l’approvisionnement des entreprises et coopératives en fruits pour la production d’huile d’argan.

La fructification de l’arganier et son abondance sont le résultat d’un processus complexe fortement influencé non seulement par les conditions du milieu le long des gradients latitudinal et/ou altitudinal, mais aussi par les pratiques sylvicoles et les propriétés intrinsèques des arbres et des peuplements telles que l’âge, la génétique, la densité et le régime (Amidou, 2015 ; Boukhriss, 2019). La modélisation d’un tel processus devrait alors prendre en compte cette complexité en plus des difficultés d’accès aux données de qualité (rendement, variables biophysiques, etc.). Cette modélisation peut être faite de manière indirecte à travers l’établissement de relations entre le rendement et certaines variables, ou de manière directe à travers une évaluation du rendement sur les arbres.

La plupart des études adressant la fructification de l’arganier se sont surtout intéressées aux aspects phénologiques et surtout à la qualité, à la composition et aux vertus de ses produits dérivés comme l’huile d’argan (Ferradous, 1995 ; Amidou, 2015 ; Boukhriss, 2019 ; Chergui et al., 2021). Widiane (2018) a étudié la productivité en fruits de l’arganier mais au niveau des vergers des communes de plaine (Rasmouka et Chtouka Ait Baha) sous différentes pratiques sylvicoles telles que la préparation du sol, l’arrosage et la taille. Il en résulte que cette production oscille entre 20 et 35 kg/arbre de fruits frais et dépasse de loin la production d’un arbre au niveau de l’arganeraie naturelle qui est de l’ordre de 8 kg/arbre de fruits frais (Boudy 1950). Cette étude reste localisée, ne concerne pas l’arganeraie naturelle et ne permet pas une évaluation du rendement en fruits avant la récolte. Mounir (2021) dans le cadre d’une expertise pour le compte de l’ANDZOA a adressé la productivité fruitière de l’arganier à l’aide d’un modèle empirique afin de prédire le rendement en fruits en fonction des variables dendrométriques des arbres et celles écologiques et ce en faisant usage des modèles de régression. Les données de rendement utilisées pour la modélisation montrent une production fruitière variante entre 0,5 et 50 kg/arbre. La régression linéaire multiple s’est avérée plus performante. Bien que ce modèle permette d’expliquer 62% de la production fruitière, il ressort que la relation entre la productivité fruitière et les variables explicatives est bien plus complexe que linéaire. Par ailleurs, ces travaux ont permis d’identifier les variables les plus déterminantes sur la productivité fruitière de l’arganier en l’occurrence l’indice de surface foliaire, la hauteur totale de l’arbre, les précipitations des mois de novembre et de janvier ainsi que les températures mensuelles.

Bien que ces travaux aient permis d’obtenir un pouvoir explicatif acceptable, le modèle ainsi développé est d’une part tributaire de la qualité des données de rendement récoltées et doit être mis à jour continuellement avec les variations de certaines variables biophysiques (indice de surface foliaire, dimensions dendrométriques des arbres) au cours du temps, sans oublier les changements climatiques. Une estimation directe du rendement en fruits sur les arbres serait une alternative pour une évaluation plus précise de la productivité en fruits de l’arganier. L’estimation du rendement, avant la récolte par les populations, nécessite l’emploi de méthodes non destructives afin de préserver les fruits sur les arbres. L’évaluation manuelle est difficile du fait de la difficulté d’accessibilité des fruits, et est couteuse en moyens en plus du temps requis et des limites de précision, imposant l’exploration d’autres approches.

Ces dernières années, les avancées dans le domaine de la vision par ordinateur grâce à l’apprentissage profond (Deep Learning) ont permis la reconnaissance d’objets sur des images et des résultats prometteurs quant à la détection et le comptage de fruits, et l’évaluation du rendement en fruits (Xiao, et al., 2023). L'utilisation combinée de l'imagerie très haute résolution d’arbres d'arganier en fructification et de l’apprentissage profond, pourrait donc contribuer à l'estimation de la productivité en fruits de l'arganier de manière plus précise et optimisée.

C’est dans ce sens que s’inscrit la présente étude qui vise à utiliser l’apprentissage profond pour modéliser et estimer la productivité en fruit de l’arganier sur la base d’image de très haute résolution d’arbre en fructification. Les objectifs spécifiques associés sont:

* La reconnaissance des fruits présents sur les images et l’estimation de leur poids en appliquant l’apprentissage profond pour la vision par ordinateur ;
* Le développement d’un modèle d’estimation de la productivité en fruits à l’échelle de l’arbre ;
* La spatialisation de la productivité en fruits à l’échelle des communes étudiées.

Les résultats attendus sont:

* Un modèle d’estimation de la productivité en fruits de l’arganier,
* La spatialisation de la productivité en fruit.

Les résultats de ce travail permettraient de disposer d’un modèle plus précis d’estimation et de spatialisation de la productivité en fruits de l’arganier pour mieux gérer l’approvisionnement, et la contribution de la valeur des fruits aux ayants droits grâce à une connaissance de la distribution en fruits de l’arganier sur le territoire.

Le reste du mémoire est organisé comme suit :

* La partie I présente l’arganier avec un accent particulier sur ses caractéristiques botaniques, sa distribution géographique, sa production fruitière et son importance. Elle introduit par ailleurs l’apprentissage profond pour la reconnaissance de fruits sur les images et les paradigmes de traitement.
* La partie II concerne la méthodologie adoptée pour la réalisation du travail. Elle présente en détail les approches adoptés pour la reconnaissance des fruits et l’estimation de leur poids, l’évaluation du rendement à l’échelle des arbres puis la spatialisation au niveau des communes ;
* La partie III présente en détail les résultats obtenus et les discute selon les hypothèses de travail et les résultats similaires obtenu dans la littérature ;
* Une conclusion qui synthétise les principaux résultats selon les objectifs fixés et propose des recommandations.

# Synthèse bibliographique

## Généralités sur l’arganier

### Introduction

Ce chapitre explore les caractéristiques botaniques et taxonomiques de l’arganier (*Argania spinosa* L. Skells), une espèce unique à la région du sud-ouest du Maroc. Il décrit la morphologie de l'arbre, sa distribution géographique et la diversité de ses fruits. En mettant en lumière son importance écologique, socio-économique et culturel, l'accent est mis sur son rôle vital dans la conservation de la biodiversité et le soutien aux communautés locales.

### Caractéristiques botanique et taxonomique

L’arganier, *Argania spinosa*, est une espèce appartenant au phyllum des Ebénales et à la famille tropicale et subtropicale des Sapotacées (M’Hirit et al., 1998). Elle doit son nom au village d’Argana dans des massifs entre Marrakech et Agadir et à la présence d’épines (spinosa) (Quarro et al., 2011). Cet arbre ressemble quelque peu à un olivier, atteignant 8 à 10 mètres de haut selon les conditions écologiques du milieu. La cime est très grande et étalée, dense à contours arrondis ; le tronc est très vigoureux et court ; il est constitué assez souvent par plusieurs tiges entrelacées provenant de la soudure de rejets très voisins ou de tiges issues d’un même noyau (Figure 1). Le feuillage quant à lui est persistant mais il peut être perdu selon les conditions de stress hydrique. Les extrémités des rameaux sont souvent épineuses. Les feuilles sont vert sombre à la face supérieure et plus claires à la face inférieure et sont souvent réunis en fascicules, entières, lancéolées, lancéolées-oblongues ou spatulées. L’arganier est une essence monoïque, à fleur hermaphrodites. Sa floraison a généralement lieu au printemps, voire en automne selon les conditions climatiques, engendrant un échelonnement de la maturation des fruits sur une longue période de l’année, de mai à septembre. Le fruit ainsi formé est une baie de forme variable, de couleur verte à jaune et dont la taille va de l’olive à la noix (M’Hirit et al., 1998).

Une image contenant plante, plein air, arbre, ciel

Description générée automatiquement

Figure 1: Image de l’arbre d’arganier (Source : Pr. Mounir Fouad, 2022)

### Distribution géographique de l’arganier

L’arganier, formant des formations steppiques (Benabid, 2000), occupe une superficie estimée à 868 034 hectares faisant d’elle la deuxième essence forestière feuillue majeure en termes de superficie après le chêne vert (*Quercus rotundifolia*) qui s’étend sur 1 414 528 hectares (Anonyme, 1996). Ses plus grandes superficies se situent dans le sud-ouest marocain (Figure 2) où il est bordé au nord par l’Oued Tensift, au sud par les Oued Noun et Seyad, à l’ouest par l’océan Atlantique et à l’est aux environs d’Aoulouz à l’est de Jbel Siroua. Quelques peuplements isolés existent dans la vallée de l’oued Grou au sud-est de Rabat, au nord de Safi et au sud d’El Jadida (Emberger, 1925 a et b in Ferradous, 1995) et enfin sur le versant méditerannéen du massif montagneux des Beni-Snassen au nord d’Oujda (Maire, 1939 in Ferradous, 1995). Sa plasticité écologique se traduit également par sa présence dans la zone saharienne au niveau de la région de Tantan, Tata, Smara et Tindouf en Algérie sur les bordures de quelques cours d’eau éphémères et oueds (Kaabèche et al., 2010).

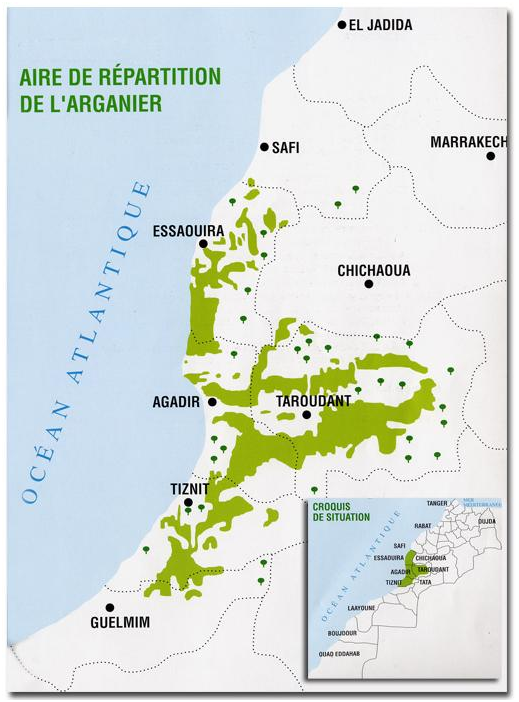


Figure 2: Distribution de l’arganier dans le sud-ouest marocain (M’Hirit et al., 1998)

### Fructification de l’arganier

#### Phénologie de l’arganier

La feuillaison, l’épinaison, la floraison et la fructification sont les différentes phénophases chronologique de l’arganier. Ce cycle phénologique semble avoir un caractère bisannuel (M’Hirit et al., 1998).

La foliation commence juste après les premières pluies en octobre après avoir perdu ses feuilles de la saison de végétation précédente. De petits fruits préexistants entament leur grossissement, des feuilles se développent en bouquets sur les rameaux anciens et quelques fleurs apparaissent sur les rameaux du printemps précédent. En janvier, la foliation se complète et de jeunes rameaux poussent. Le mois suivant, les rameaux continuent à pousser et des fleurs apparaissent de plus en plus nombreuses sur les rameaux de l’année précédente et sur ceux en croissance, tandis que les fruits grossissent très vite. Cette croissance continue jusqu’en juin avec une floraison maximale de mars à fin mai. Les jeunes fruits issus de cette floraison restent incomplètement développés jusqu’aux premières pluies de l’automne suivant. En juin, la croissance des rameaux s’arrête, les fleurs disparaissent et les gros fruits commencent à jaunir. En juillet, la maturation des fruits provenant des fleurs de l’année précédente est presque totale. Cette étape s’en suit avec un début de défoliation à partir du mois d’août. La Figure 3 ci-dessous schématise ce cycle phénologique.

Une image contenant texte, capture d’écran, Police, nombre

Description générée automatiquement

Figure 3: Cycle phénologique de l’arganier (M’Hirit et al., 1998)

#### Aperçu sur les fruits de l’arganier

Le fruit de l’arganier est une baie dont la couleur est verdâtre avant la maturation puis elle évolue vers le jaune ou le rouge suivant les arbres au cours de la maturation. Leurs formes varient d’un arbre à un autre et d’une région à l’autre. Sur la base de la longueur, la largeur et le rapport largeur-longueur des fruits, Ferradous (1995) a distingué les six formes suivantes à savoir celles fusiforme, ovale, ovale apiculée, en goutte, arrondie et globuleuse illustrées par la figure 4.

Une image contenant art

Description générée automatiquement

Figure 4: Principales formes de fruits d’arganier (Ferradous, 1995)

#### Production fruitière de l’arganier

La production fruitière des arbres d’arganier est variable d’un arbre à un autre, d’une année à l’autre, selon les stations, la densité du peuplement, les pratiques sylvicoles et l’exposition (Amidou, 2015 ; Widiane, 2018 ; Boukhriss, 2019 ; Lafrougui, 2021). Widiane (2018) a rapporté que la production fruitière au niveau des vergers de domestication se situe 20 à 35 kg/arbre de fruits frais dépassant de loin la production par arbre au niveau de l’arganeraie naturelle qui est de l’ordre de 8 kg/arbre de fruits frais selon Boudy (1950). Quant au poids moyen des fruits à maturité, il se situerait entre 5 et 20g pour l’arganeraie du sud-ouest avec une forte variabilité selon la forme des fruits (Chergui et al. 2021).

### Importance de l’arganier

L’arganeraie marocaine est un patrimoine naturel unique au monde classé comme réserve de biosphère de l’UNESCO en 1998. L’arganier est une essence à usage multiple reconnu pour ses intérêts botaniques, environnementales, socio-économiques et culturels.

L’arganier est une essence forestière-fruitière endémique et relique du sud-ouest marocain (Qarro et al., 2011).Il est le seul représentant au nord du Sahara d’une famille tropicale (les Sapotacées, qui comprend, entre autres, le karité, « arbre à beurre » du Sahel, et de nombreuses espèces des forêts tropicales humides) d’après (Michon et al., 2016)***.*** L’arganier constitue la deuxième essence forestière feuillue majeure en termes de superficie après le chêne vert (*Quercus rotundifolia* L.) (Anonyme, 1996).

L’arganier est aussi d’un grand intérêt environnemental. Cet arbre est écologiquement indispensable dans la région ; en effet, son système racinaire profond et son habilité à tolérer le stress hydrique font de lui le dernier rempart face à l’avancée du désert par la protection et la stabilisation du sol contre les érosions hydrique et éolienne (M'hirit, 1998). Sachant que l’arganeraie abrite le tiers de la flore marocaine avec 1240 espèces et sous espèces (Peltier, 1982 in Ferradous, 1995), sa disparition entrainerait donc la disparition d’autres espèces associées et par conséquent une forte diminution de la biodiversité dans la région.

La valeur socio-économique et culturelle de l’arganeraie est inestimable à travers ses usages pour le fourrage, le bois de chauffage (énergie), l’alimentation et la production d’huile d’argan. Il faut souligner l’importance de cet arbre sur le plan culturel et le fait que le savoir-faire et les pratiques liés à sa culture et à son utilisation ont été transmis de génération en génération (Qarro et al., 2011). Les forêts d’arganiers sont celles qui ont le plus de vocation pastorale. Les troupeaux de bovins, ovins, caprins et chameaux y pâturent une grande partie de l’année. Toutes les parties sont utilisées par le bétail : feuilles, fruits, etc. sans négliger l’apport de son cortège floristique (M’Hirit et al., 1998).

Les fruits de l’arganier, en plus d’être une source d’alimentation constituent un moyen d’autonomisation des femmes à travers ses produits dérivés (huile, tourteaux, coque, etc.). La chaine de valeur des fruits de l’arganier implique de l’amont à l’aval différents acteurs entre autres les ayant droits, les intermédiaires, les coopératives et les sociétés (Romagny et al., 2016) constituant une source d’emploi et de revenus. En 2012, l’ODCO dénombrait 200 coopératives d’argan, dont 93% féminines formées par 5377 femmes, qui sont chargées de la production d’huile d’argan et ses dérivés cosmétiques. Depuis lors, ce chiffre a évolué pour atteindre 540 coopératives avec 9565 adhérents (Bensghir, 2020). L’huile d’argan est très convoitée du fait de ses propriétés alimentaires, cosmétiques et pharmaceutiques et médicinales (Khallouki et al., 2003 ; Bennani et al., 2009)remarquables qui font d’elle l'une des huiles comestibles les plus prisées et les plus chères sur le marché national et international. Selon le MAPMDREF, la production d’huile d’argan a atteint 5 640 tonnes en 2019. Les exportations quant à elles ont enregistré une augmentation de près de 55% passant de 871 tonnes en 2012 à 1 348 tonnes en 2019, et la valeur est passée de 131 MDH à 273 MDH. Cependant, les ayants droits auraient moins accès au partage de bénéfices générés par ce marché juteux qui profiterait plus aux autres maillons de la chaine de valeur à savoir intermédiaires qui fournissent les grandes entreprises et ces derniers (Romagny et al., 2016 ; Montanari et al., 2023).

L’arganeraie est donc au cœur d’une problématique de développement durable dont la valorisation de ses produits en l’occurrence ses fruits est la pièce motrice. Elle doit se faire dans un souci de préservation d’une espèce végétale endémique et d’un écosystème menacé (pilier écologique), de lutte contre la pauvreté et le sous-développement des ménages ruraux à travers les revenus générés (pilier économique) et d’émancipation des femmes des coopératives de production (pilier social) (Romagny et al., 2016).

### Conclusion

En conclusion, l’arganier se révèle être un atout précieux pour le Maroc, non seulement pour sa biodiversité unique mais aussi pour son impact économique et social. La préservation de cette espèce endémique est essentielle pour maintenir les écosystèmes locaux et promouvoir le développement durable des régions rurales. La connaissance de sa productivité fruitière peut contribuer à sa gestion.

## L’imagerie très haute résolution et l’apprentissage profond pour la reconnaissance des fruits sur les images

### Introduction

Ce chapitre se concentre sur l’utilisation de l’imagerie à très haute résolution et de l’apprentissage profond pour la vision par ordinateur. En définissant les concepts fondamentaux de l’imagerie et en explorant les différentes techniques de vision par ordinateur, l’emploie de l’apprentissage profond pour la reconnaissance des fruits sur des images est souligné en abordant les différents paradigmes de traitement d’images et les travaux réalisés dans ce sens

### Généralités sur l’imagerie

#### Définition

L’imagerie permet de décrire les objets du monde réel en capturant les informations plus ou moins détaillées sur ces derniers modélisés par une matrice de pixels (Figure 5).

En fonction du niveau de détails capturés par la scène, on distingue des situations de haute résolution et des situations de basse résolution. Dans des situations de haute résolution, les objets d’intérêts sont nettement visibles, ils sont alors modélisés par suffisamment de pixels. En revanche, lorsque les objets sont difficilement résolvables, on parle de situation de basse résolution et cela signifie qu’ils sont modélisés par très peu de pixels. (Strahler et al., 1986). Les situations de hautes et basses résolutions sont indépendantes de la taille des pixels de la scène mais du niveau de détails des objets d’intérêt recherchés.

Une image contenant arbre, fruit, plein air, arbre fruitier

Description générée automatiquement

Une image contenant texte, capture d’écran, mosaïque

Description générée automatiquement

Figure 5: Exemple d’imagerie dont les valeurs des canaux rouge, vert et bleue sont représentés.

#### Type d’imagerie selon les applications en vision par ordinateur

Les capteurs, selon leurs caractéristiques, permettent de capturer divers aspects des fruits, tels que la couleur, la forme, la texture, les caractéristiques spectrales et thermiques, et leurs distances par rapport au capteur. Chaque type de caméra a ses avantages et ses limites rendant le choix de la caméra dépendant des exigences spécifiques du système de reconnaissance des fruits. Les caméras noir et blanc, rouge-vert-bleue (RGB), spectrales, thermiques, RGB-depth (RGB-D) sont les plus couramment utilisées (Xiao et al., 2023).

* **Appareils photo noir et blanc** : ce sont des appareils photo qui capturent des images en niveaux de gris, ce qui signifie qu'ils n'enregistrent que l'intensité de la lumière sans aucune information de couleur. Dans les systèmes de détection par vision des fruits, des caméras noir et blanc sont couramment utilisées pour capturer des images des fruits et extraire des informations sur la forme et la texture. Ils sont insensibles aux conditions d’éclairage.
* **Appareils photo rouge-vert-bleu (RGB) :** Ces appareils sont les plus couramment utilisés au quotidien car généralement embarqués dans les téléphones portables. Ils capturent des images en trois couleurs primaires (rouge, vert et bleu) et les combinent pour créer une image en couleur. Ils capturent les caractéristiques de couleur, de forme et de texture et exploite toutes les caractéristiques de base des fruits cibles. Cependant, il est très sensible aux changements de conditions d'éclairage. Dans les systèmes de détection par vision des fruits, des caméras RGB sont utilisées pour capturer les informations de couleur des fruits, ce qui est important pour la reconnaissance des fruits.
* **Caméras spectrales** : Les caméras spectrales sont des caméras spécialisées qui capturent des images dans plusieurs bandes étroites du spectre électromagnétique. Ces caméras peuvent capturer des images dans des longueurs d'onde spécifiques, ce qui permet d'analyser les caractéristiques spectrales des fruits. Dans les systèmes de détection par vision des fruits, des caméras spectrales sont utilisées pour obtenir des informations spectrales détaillées sur les fruits, qui peuvent être utilisées pour une analyse et une identification avancée. La caméra spectrale capture les caractéristiques de couleur et les informations spectrales, fournissant ainsi plus d'informations sur la réflectance. Cependant, l'analyse complète du spectre est coûteuse en termes de calcul.
* **Caméras thermiques** : les caméras thermiques capturent des images en fonction de la chaleur émise par les objets. Ils peuvent détecter les différences de température et créer des images thermiques. Dans les systèmes de détection par vision des fruits, des caméras thermiques sont utilisées pour mesurer la température des fruits, ce qui peut fournir des informations précieuses sur leur maturité et leur qualité. La caméra thermique capture les signatures thermiques et est invariante en termes de couleur. Cependant, elle dépend de différences thermiques infimes.
* **Caméras RGB-Depth Map (RGB-D)** : les caméras RGB-D combinent les capacités des caméras RGB et des capteurs de profondeur. Ils capturent à la fois les informations de couleur et les informations de profondeur de la scène. Dans les systèmes de détection par vision des fruits, les caméras RGB-D sont utilisées pour obtenir non seulement des informations sur la couleur et la forme, mais également des informations de profondeur, ce qui peut être utile pour une détection précise des fruits et une estimation de la taille. Il fournit des caractéristiques complètes de la scène fruitière mais ne dispose pas de descripteurs de caractéristiques.

### Généralités sur l’apprentissage profond

#### Aperçu sur l’intelligence artificielle et l’apprentissage profond

L’intelligence artificielle a vu le jour au début années 1950 et englobe un ensemble de théories et de techniques visant à développer des programmes informatiques complexes capables de simuler certains traits de l'intelligence humaine comme le raisonnement, l’apprentissage, etc. sans que ces derniers ne soient programmés explicitement d’après Le Robert. De nos jours, grâce aux progrès technologiques et à la révolution apportée par l’apprentissage profond (Deep Learning), d’immenses progrès ont été réalisés dans le domaine du traitement du langage naturel, de la vision par ordinateur (LeCun, 2016) ouvrant la voie à de nombreuses applications dans les domaines de la santé, l’éducation, l’agriculture, la gestion des ressources naturelles, etc.

L’intelligence artificielle fait appel à des techniques issues de l’apprentissage automatique dont certains algorithmes plus spécialisés basés sur les réseaux de neurones artificiels, qui structurés en profondeur, sont qualifiés d’algorithmes d’apprentissage profond. Le Deep Learning fait appel à la fois aux connaissances en neurosciences, aux mathématiques et aux progrès technologiques et tente d’imiter le caractère profond du cerveau humain en approfondissant la chaine de traitement des données pour aboutir à des architectures profondes pour une meilleure simulation de l’intelligence (LeCun, 2016).

#### Apprentissage profond pour la vision par ordinateur

##### Définition des réseaux de neurones convolutifs

Les réseaux de neurones convolutifs (CNNs pour Convolutional Neural Networks) sont une classe d’algorithmes d’apprentissage profond inspirés du cortex visuel humain qui se basent essentiellement sur les opérations de convolutions. Ils ont démontré des performances supérieures aux algorithmes classiques de Machine Learning dans les tâches de vision par ordinateur (Alzubaidi et al., 2021). Les CNNs excellent dans les tâches liées à l'image et à la vidéo, entre autres la classification des images, la détection d'objets, la segmentation d'images, la super-résolution (Alom et al., 2019).

Les CNNs agissent en tant qu’extracteurs de caractéristiques de manière hiérarchique au fur et à mesure que l’on traverse les couches en changeant la représentation de la donnée d’entrée.

Les premières couches extraient des caractéristiques simples comme les textures, couleurs, formes, etc. à partir des objets puis les agrège dans les couches plus profondes pour former des caractéristiques de haut niveau comme les objets d’intérêts recherchés (Zeiler & Fergus, 2014).

##### Architecture des réseaux de neurones convolutifs

Les CNNs sont formé de plusieurs blocs de convolutions elles même constituées par des couches élémentaires de convolution organisées selon une certaine topologie. L’architecture d’un réseau de neurones convolutif dépend du type de tâche pour lequel il a été conçu. Généralement, les réseaux de neurones conçus pour la classification (Figure 6) ou la détection (Figure 7) consistent en deux parties principales à savoir un extracteur de caractéristiques (feature extractor ou backbone) et d’un entête spécialisé dans la classification et/ou la régression qui est chargé de la sortie finale. Pour ce qui est de la segmentation sémantique, les auto-encodeurs (encodeur-décodeur) comme les réseaux de neurones convolutifs complètement connectés (Fully Convolutional Networks) (Shelhamer et al., 2014), U-NET (Figure 8) (Ronneberger et al., 2015), sont généralement utilisés. Dans ce cas, l’encodeur extrait les caractéristiques, tout en réduisant la dimension spatiale et en augmentant le nombre de canaux, qui sont réutilisées par le décodeur pour reconstituer le masque de segmentation finale.

Une image contenant texte, capture d’écran, Police, nombre

Description générée automatiquement

Figure 6: Exemple d’architecture de réseau de neurones convolutifs pour la classification. Conv désigne une couche de convolution et FC signifie « fully connected » pour désigner des couches de réseau de neurones complètement connectés. L’entrée est une image qui subira un changement de représentation à travers l’extracteur de caractéristiques. Les caractéristiques extraites sont alors passées au classifieur pour déterminer la classe d’appartenance de l’image d’entrée. (Source : DeepLearningAI, 2024)

Une image contenant diagramme, capture d’écran, texte, Plan

Description générée automatiquement

Figure 7: Exemple d’architecture de réseau de neurones convolutifs pour la détection de nombre. L’image d’entrée est large et haute de 75 pixels respectivement et contient un chiffre. Les caractéristiques de l’image sont extraites puis utilisées pour localiser le chiffre et déterminer sa classe. (Source : DeepLearningAI, 2024)

Une image contenant texte, capture d’écran, diagramme, ligne

Description générée automatiquement

Figure 8: Architecture du réseau de neurones convolutif U-NET. Chaque boite bleue correspond à une carte de caractéristique multi-canal dont son nombre de canaux est dénoté au-dessus de la boite et sa taille (longueur, hauteur) en bas à droite. Les boites blanches représentent les caractéristiques copiées de l’encodeur pour être concaténées à ceux du même niveau du décodeur. Les flèches représentent les différentes opérations (Ronneberger et al., 2015)

Chaque couche ou bloc de convolution effectue des opérations de convolutions suivi d’une activation à l’aide d’une fonction d’activation comme ReLU, Softmax, etc. qui sert à introduire de la non-linéarité dans les données. Au niveau des couches, des filtres de taille impaire (1\*1, 3\*3, 5\*5, etc.) sont généralement utilisés pour effectuer des opérations de convolution sur les images afin d’extraire les caractéristiques. La taille des filtres est un facteur important en ce que qu’elle définit le nombre de paramètres du réseau mais aussi le champ réceptif de traitement. Ce sont généralement les paramètres de ces filtres qui sont apprenables et sont ajustés au cours du processus d’entrainement afin de minimiser l’erreur de prédiction. Cependant d’autres couches de convolution comme les couches de « Pooling » qui servent à réduire la dimension spatiale et ne retenir que les caractéristiques les plus importantes ne possèdent pas de paramètres apprenables. Dans le but de garantir un processus d’entrainement tout en minimisant les risques de disparition et d’explosion du gradient, d’autres catégories de couches ont été introduites comme les couches de normalisation en lot (Batchnorm)(Ioffe & Szegedy, 2015). D’autres couches comme les couches de suppression aléatoire de certains neurones (Dropout) sont utilisés en tant que régulariseurs pour réduire les risques de sous apprentissage et de surapprentissage (Liu et al., 2023).

Contrairement aux réseaux de neurones complètements connectés, les CNNs sont caractérisés par le partage de paramètres qui sont utilisés à diverses endroits de l’image et la rareté des connexions, ce qui leur vaut un nombre de paramètres drastiquement faible par rapport à un réseau de neurones complètement connectés pour une même tâche.

##### Fonctionnement des CNNs pour le traitement d’images

En apprentissage supervisé, l’objectif est d’entrainer l’algorithme afin qu’il se généralise sur la tâche donnée (classification, segmentation, détection, régression) tout en minimisant les erreurs. L’apprentissage se fait sur plusieurs époques, une époque étant le tour complet sur l’ensemble des données d’entrainement subdivisées en lots (batch) du fait de la grande quantité et des contraintes de mémoire. Une époque peut alors être caractérisée par plusieurs itérations. L’apprentissage se fait au cours des itérations en utilisant un algorithme d’optimisation. Chaque itération comprend deux principales étapes à savoir l’inférence et la rétropropagation. Au cours de l’inférence, les données d’entrée, en l’occurrence les images sont entrées dans le réseau pour effectuer la prédiction. La phase de rétropropagation consiste à mettre à jour les paramètres du réseau. La fonction à optimiser mesure alors l’erreur entre les prédictions et les annotations respectives de ces différentes images. Les dérivés partielles de cette erreur par rapport aux paramètres du réseau sont calculés. Ces dérivés partielles définissent avec le taux d’apprentissage de quelle quantité il faut ajuster chaque paramètre du modèle afin de réduire l’erreur. Les paramètres du réseau sont alors mis à jour à chaque itération sur le jeu de données et l’entrainement se poursuit jusqu’à ce qu’une condition d’arrêt soit satisfaite (Figure 9). Au cours de ce processus, certaines métriques ou conditions supplémentaires peuvent être définies et suivies tout au long du processus. Les pseudo code ci-dessous résume les principales étapes.

**Pour chaque époque :**

**Pour chaque batch i (n, donnée x, label y) du jeu de données d’entrainement :**

* + Faire l’inférence sur les données x -> prédictions
  + Calculer la perte en utilisant les prédictions et les labels associés
  + Rétropropagation pour calculer les poids des gradients associés aux paramètres du modèle
  + Modifier les paramètres du modèle en se basant le taux d’apprentissage, les paramètres précédents et les gradients associés

**Instructions supplémentaire associées :**

* Arrêt précoce de l’entrainement
* Modification du taux d’apprentissage
* Sauvegarde du modèle
* Etc.

Une image contenant texte, capture d’écran, Police, ligne

Description générée automatiquement

Figure 9: Schématisation du processus d’apprentissage supervisé

### L’apprentissage profond et le changement de paradigme en vision par ordinateur pour la reconnaissance des fruits

L’apprentissage profond à travers les CNNs a apporté une révolution dans le domaine de la vision par ordinateur, qui vise à développer des machines capables de voir comme les humains, en passant de l’extraction manuelle des caractéristiques à l’extraction automatique par apprentissage.

Traditionnellement, les objets et particulièrement les fruits peuvent être identifiés sur des images en se basant sur les techniques classiques de traitement d’images et les algorithmes classiques d’apprentissage automatique. Ces méthodes utilisent les descripteurs de couleur, de la forme et/ou à la texture des objets pour leur reconnaissance (Xiao et al., 2023)*.* Si elles ne requièrent pas de base de données conséquente, elles sont critiquées pour leur spécificité et leur manque de généralisation pour la même tâche mais dans des contextes variés. L’exploitation de la couleur par exemple est efficace dans des situations où la couleur des fruits diffère de leur environnement (feuilles, branches, etc.). Cependant, la précision et la robustesse de détection et de reconnaissance des algorithmes basés sur cette méthode sont sensibles à la phénologie des fruits (variation de la couleur au cours du cycle de maturation).

Saddik et al. (2023) ont développé un algorithme de comptage de pommes rouge et verte basé sur l’exploitation de la couleur et de la forme des fruits. Cette approche est basée sur la conversion de couleur RGB vers HSV puis une opération de « Hough transform » (opération mathématique prenant en compte la géométrie pour ne garder que certain éléments) pour détecter les fruits. Après la conversion, un seuillage prenant en compte la couleur initiale des fruits (vert ou rouge) pour ne garder que les éléments d’intérêt est réalisé. C’est une approche intéressante qui ne requiert pas de base de données pour l’entrainement. Cependant, elle est très sensible aux variations de conditions d’illumination et à l’environnement de prise de vue. De plus, elle n’est pas adaptée aux conditions où les feuilles et les fruits peuvent avoir les mêmes formes.

L’application des réseaux de neurones convolutifs a démontré des performances meilleures que les algorithmes classiques de traitements numériques d’image et d’apprentissage automatique du fait de leur capacité à extraire des caractéristiques de haut niveau à partir d’images et ce automatiquement (Mureșan et al., 2020 ; Xiao et al., 2023).La reconnaissance et le comptage de fruits est désormais approchée de plusieurs manières incluant la détection (Faster R-CNN, YOLO), la segmentation sémantique (U-net, Segnet, etc.), la segmentation d’instance (YOLO, Mask R-CNN) en vue d’évaluer et/ou cartographier le rendement en fruits.

Behera et al. (2021) ont utilisé Faster-CNN pour détecter et compter 5 cultures les plus cultivées en Inde à savoir les pommes, les mangues, les grenades, les oranges et les tomates. Ils ont modifié l’IoU (Intersection over Union), qui est une métrique mesurant le degré de superposition entre une boite prédite et une boite réelle, pour augmenter la performance de détection des petits fruits et ceux en occlusion en prenant en compte l’aire minimale contenant les deux boites. Les résultats se sont avérés meilleurs. Le détecteur Faster R-CNN a été utilisé également par Bargoti & Underwood (2016) pour détecter et évaluer le rendement de vergers de mangues, d’amandes et de pommes en Australie. Ils ont montré que l’augmentation du nombre d’image augmente la précision du modèle et que lorsqu’on dispose d’une base de données d’images conséquente, on n’a pas forcément besoin d’un backbone pré-entrainé sur une tâche similaire. De leurs résultats, il ressort également que les techniques d’augmentation des images permettent d’atteindre une précision donnée avec moins de données. Finalement, ils ont adopté une approche de tuilage consistant à effectuer les détections sur des tuiles de l’image avec une superposition puis faire un traitement postérieur pour l’ensemble des détections. Cette approche permet non seulement d’adapter les ressources de calcul aux traitements mais aussi d’augmenter la performance de détection.

Zhang et al. (2022) ont développé un algorithme basé sur YOLOv5 pour la détection en temps réel de grappe. Ils ont montré que YOLOv5s était plus performant que YOLOv2 et YOLOv3 y compris Mask R-CNN. Cependant, ils relatent que le modèle est un peu handicapé dans des conditions où les fruits se confondent à l’arrière-plan, et à la phénologie du fruit (changement de couleur) et soulève la nécessité d’avoir une base de données aussi diversifiée que de cas possible afin que le modèle soit généralisable.

Zabawa et al. (2020) ont développé une approche de comptage de vignes sur des images en adoptant la segmentation d’instance effectuée par le biais de la segmentation sémantique en utilisant trois classes : le fond, le fruit et la bordure du fruit. Le réseau utilisé est celui en forme de U avec MobileNet V2 comme encodeur et DeepLabV3+ comme décodeur. Un traitement postérieur en deux étapes est ensuite effectué : la première étape pour écarter les composant qui ne répondent pas au critère de la rondeur, et la seconde étape pour écarter les composant ne répondant pas au critère de surface minimale. Ils ont montré que cette approche est nettement meilleure que Mask R-CNN et produit des résultats légèrement supérieures à la régression de carte de densité utilisant UNET comme réseau avec un coefficient de détermination entre le comptage manuel et automatique atteignant 97%.

En dépit du fait qu’ils sont complexes et requièrent de grands volumes de données et des grandes capacités de calcul, les algorithmes de reconnaissance des fruits basés sur les CNNs sont réputés pour leur capacité à généraliser et l’extraction automatique des caractéristiques les plus importantes pour une tâche donnée. Cependant, les conditions d’illuminations variables, la variabilité des fruits à reconnaitre (couleur, forme et taille), l’absence de base de données conséquente, les besoins de reconnaissance en temps réel sont autant de facteurs à considérer dans lors du développement d’un système de vision pour l’évaluation du rendement en fruits.

### Conclusion

La combinaison des technologies d’imagerie et d’apprentissage profond se sont révélées efficaces pour la reconnaissance des fruits. Les avancées en vision par ordinateur grâce à l’apprentissage profond permettent de nos jours le traitement automatisé des données visuelles (images, vidéos) et par conséquent débloquent de nouvelles possibilités pour l’évaluation du rendement fruitier à grande échelle des arbres forestiers comme l’arganier et ce à un coût raisonnable.

# Matériel et méthodes

## Matériel

Ce chapitre présente en détail la zone objet d’étude tout en la situant la géographiquement et en caractérisant son climat et sa diversité végétale. Aussi, sont décrites les données collectées au niveau de la zone pour finir avec les outils utilisés pour la réalisation de ce travail.

### Zone d’étude

L’arganier occupe une vaste zone dans le sud-ouest marocain qui a été classé par l’UNESCO comme réserve de biosphère en 1998. La zone objet d’étude est constituée par dix (10) communes incluses dans la zone d’intervention de l’arganier de l’ANDZOA. Ces communes d’une surface totale de 1656,64 km² se localisent dans les provinces d’Essaouira, Agadir, Chtouka Ait Baha, Inezgane, Ait Melloul, Taroudannt, Tiznit, Sidi Ifni des régions de Marrakech-Safi, Souss-Massa et Guelmim-oued Noun (Figure 10). D’après les données du recensement général de la population humaine de 2014 du Haut-Commissariat au Plan, ces dix communes abritent 202103 habitants au total avec des nombres variants entre 3833 et 79616 habitants (Tableau 1).

Cette zone regorge des peuplements d’arganier lâches à densité variable qui sont proche de l’océan Atlantique à l’ouest, dans la plaine du Souss et sur les flancs des parties occidentales des Haut et Anti-Atlas (Amidou, 2015) et est marquée par une riche diversité végétale caractérisée par des éléments tropical, macaronésien, méditerranéen et saharo-sindien (Peltier, 1982).

La zone est aussi caractérisée par des bioclimats arides à semi-aride avec des hivers frais, chaud ou tempérés avec des amplitudes thermiques sont faibles à modérées en raison des influences océaniques. La moyenne des minimas du mois le plus froid y est de 7°C. Les précipitations quant à elles sont comprises entre 250 mm et 400 mm d’eau par an entre Agadir et Safi du littoral jusqu’à une profondeur de 60 à 70 km sur le continent. La pluviométrie fluctue entre 150 et 250 mm d’eau par an entre le Souss et l’Anti-Atlas. Plus au Sud, la pluviométrie diminue jusqu’à 100 mm/an marquant la limite entre l’aride et le saharien (M’Hirit et al., 1998).

Une image contenant carte, texte, atlas, diagramme

Description générée automatiquement

Figure 10: Carte de situation de la zone d’étude et emplacement des placettes

Tableau 1: Indicateurs de population, de la densité de la population des communes de la zone d’étude (HCP, 2014)

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Commune** | **Population** | **Densité de population (habitants/Km²)** |
| Bigoudine | 5131 | 24,90 |
| Bounrar | 6304 | 46,14 |
| Drargua | 19773 | 87,68 |
| Imi Mqourn | 10673 | 47,97 |
| Lqliaa | 79616 | 806 |
| Sidi Ahmed Ou Abdallah | 3833 | 25,35 |
| Sidi Bouabdelli | 5752 | 57,38 |
| Sidi Hmad Ou Hamed | 4034 | 48,98 |
| Tafedna | 5617 | 54,55 |
| Tioughza | 10485 | 36,63 |

### Données collectées

Les données ont été collectées en 2022 entre Mars et Avril au niveau de dix (10) communes situées dans la zone d’opération de l’ANDZOA (Mounir, 2021) en ne considérant que les espaces d’arganier selon un échantillonnage stratifiée aléatoire (Figure 10) dans le but de garantir le maximum de représentabilité de la variabilité spatiale dans l’échantillon. La stratification s’est basée sur trois critères à savoir la hauteur (Haut, Moyennement et Bas) vue qu’elle est facilement discernable sur les images satellitaires et reflète plus ou moins le critère âge (jeune, adulte, vieux), la densité des peuplements d’arganier (1 : dense (> 66%), 2 : moyennement dense (33 < d <66), 3 : clair (10 < d < 33) et « pars (< 10)) et le régime du peuplement (F : Futaie, T : Taillis, F/T : Taillis sous futaie).

Le choix de la forme et de la taille des placettes n’obéi à aucune règle stricte mais reste un compromis entre la rigueur statistique et la réalité terrain (Belghazi, 1983). L’adoption des placettes de forme circulaire est courante dans des opérations d’inventaire de peuplements forestiers naturels en raison de sa facilité de mise en place et de l’atténuation des effets de bord. Dans le cas de l’arganier, les placettes ont été choisi de sorte que chacune contienne au moins six individus, selon les considérations statistiques afin d’avoir une précision acceptable. Du fait de la densité variable, le minimum de six individus est assuré par l’adoption de placettes de 10 ares (strate dense) à 40 ares (strate épares).

Les données sont relevées pour 950 arbres appartenant à 314 placettes répartis sur les communes étudiées. Cependant, les images collectées correspondent à 309 placettes et 939 arbres. Chaque placette est constituée par trois arbres échantillons de tailles grande, moyenne et petite. Sur chaque arbre échantillon, les informations suivantes ont été collectées :

* Le diamètre de base du houppier ;
* La hauteur du houppier ;
* Quatre (04) images du houppier prises sur les 4 orientations (Est, Ouest, Nord, Sud) dans un cadre d’échantillonnage carré de côté 30 cm (figure 11) ;
* Les coordonnées pour la localisation de l’arbre ;
* Le rendement en fruits (Kg) récolté sur l’arbre.

Le tableau 2 résume les principales statistiques sur ces arbres et placettes visitées.

Tableau 2: Statistiques sur les placettes et les arbres visités

Une image contenant texte, nombre, capture d’écran, Police

Description générée automatiquement

Une image contenant arbre, plein air, signe, branche

Description générée automatiquement

Figure 11: Exemple d’image du houppier capturée sur l’une de ses orientations. Le cadre blanc représente la surface d’échantillonnage sur l’arbre. (Photo capturée le 22/03/2022 par Pr. Mounir Fouad)

### Outils utilisés

Pour la réalisation de ce travail, différents outils ont été employés. Ces outils couvrent aussi bien des bibliothèques de manipulation d’images (Scikit-image, numpy, Pillow, Scipy), de visualisation des données (matplotlib), de manipulation de tableaux et de données géospatiales vectorielles (pandas et geopandas), d’analyse des données (scikit-learn) et d’apprentissage profond (Ultralytics, segmentation\_models\_pytorch), que des environnements d’édition de code et de calcul (jupyter lab, google colaboratory). Le tableau 3 décrit les principaux usages de ces outils.

Tableau 3: Principaux outils utilisés pour la réalisation du travail.

|  |  |
| --- | --- |
| Outil | Usage |
| Pytorch | C’est une bibliothèque pour le développement de modèles d’apprentissage profond. Elle dispose des fonctionnalités de base pour le prétraitement des données, la construction de modèles de zéro ou l’usage de modèles préexistant, la validation et l’export des modèles. |
| Ultralytics | C’est une bibliothèque d’apprentissage profond basé sur PyTorch disposant des implémentations avancées de modèles comme YOLO pour la détection, la segmentation d’instance, la classification et la pose. |
| Segmentation\_models\_pytorch | C’est une bibliothèque pour les modèles de segmentation d'images, basée sur PyTorch. Ces modèles incluent U-Net, PSPNet, FPN, etc. avec différents encodeurs pré-entrainés. |
| Scikit-Learn | Il s’agit d’une bibliothèque pour l’apprentissage automatique en Python, avec des outils pour le développement de modèles de classification, de régression, de clustering, de réduction de dimensions, etc. Elle dispose également de fonctionnalités pour le calcul de métriques comme le coefficient de corrélation, le coefficient de détermination, l’erreur absolue moyenne, la précision, le rappel, le score F1, etc. |
| Scikit-image | C’est une bibliothèque qui fournit des algorithmes pour le traitement d'images en Python. Elle permet de lire et écrire des images sous différents formats, et dispose de fonctions pour effectuer des mesures sur des objets par exemple. |
| Pillow | C’est une bibliothèque pour le traitement et la manipulation d'images en python. Elle permet de créer des images, personnaliser les couleurs, et y dessiner des objets (polygones, rectangles, etc.). |
| Numpy | C’est une bibliothèque pour les calculs numériques en Python, offrant des méthodes pour la manipulation de structures de données puissantes comme les tableaux multidimensionnels. |
| Scipy | Il est utilisé pour les calculs scientifiques et techniques, ajoutant des fonctionnalités supplémentaires à Numpy en intégrant des algorithmes de traitement d’images (scipy.ndimage), d’optimisation, d’algèbre linéaire, de traitement de signal, d’analyse de données, etc. |
| Pandas/GeoPandas | Pandas : Bibliothèque pour la manipulation et l'analyse de données sous forme de tableau.  GeoPandas : Extension de Pandas pour la manipulation de données géospatiales afin de supporter les opérations vectorielles. |
| Google colaboratory | C’est un environnement de notebook en ligne permettant d'exécuter du code Python dans le cloud, permettant d’accéder de manière gratuite ou payante à des unités de calcul pour des traitement intensifs en puissance de calcul. |
| Jupyter Lab | Il s’agit d’un environnement interactif d’édition de code pour le développement en Python, supportant les visualisations, le codage interactif sur le web. |
| Matplotlib | Il s’agit de la bibliothèque de visualisation la plus populaire en Python. Elle permet la création de graphiques statiques et dynamiques. On peut citer les histogrammes, les diagrammes en bâtonnets, les courbes, les nuages de points entre autres. |

### Conclusion

La zone d’étude est constituée par 10 communes localisées dans les régions de Marrakech-Safi, Souss-Massa et Guelmim-oued Noun et caractérisée par des bioclimats allant de l’aride au semi-aride et des peuplements d’arganier lâches accompagnés d’un cortège floristique diversifié. Des données concernant les dimensions du houppier des arbres, les images partielles du houppier ainsi que le rendement par arbre y ont été collectées. Différentes bibliothèques de Deep Learning et d’analyse de données seront utilisées pour le traitement de ces données afin de modéliser la productivité fruitière de l’arganier et la spatialiser.

## Approche méthodologique

Ce chapitre présente l’approche méthodologique pour (i) le développement d’un modèle basé sur l’apprentissage profond pour la reconnaissance des fruits d’arganier et l’estimation de leur poids sur les images, (ii) le développement d’un modèle d’estimation de la productivité fruitière de chaque arbre en se basant sur le rendement échantillonné sur ses quatre (04) orientations cardinales, et (iii) la spatialisation de la productivité à l’échelle des communes étudiées.

### Approche globale de modélisation

L’objectif global est de spatialiser la productivité fruitière de l’arganier en utilisant l’apprentissage profond pour traiter les images de très haute résolution d’arbre en fructification.

Une mesure exhaustive et directe de la productivité en fruit des arbres est sans doute l’approche la plus précise pour évaluer le rendement en fruit des arbres d’arganier bien que la collecte des données pourrait être fastidieuse et complexe au regard de la configuration des arbres, du terrain, et des moyens disponibles.

En ce sens, l’intégration d’une approche d’échantillonnage robuste tant au niveau spatial qu’au niveau des arbres, couplé avec l’imagerie très haute résolution des arbres en fructification et l’usage de l’apprentissage profond pour la reconnaissance des fruits peut faciliter l’estimation du rendement en fruits avec plus de précision tout en réduisant les coûts pour une meilleure prise de décision.

Ainsi, l’approche globale de modélisation peut être décliné comme suit :

* Une collecte des données sur le terrain selon une approche d’échantillonnage qui consistera à échantillonner le territoire donné et effectuer une collecte de données sur les arbres incluant les dimensions du houppier ainsi que ses images ;
* Le développement de modèle de reconnaissance et d’estimation du poids des fruits dans le cadre se basant sur l’apprentissage profond ;
* Le développement d’un modèle d’évaluation du rendement en fruit par arbre ;
* La spatialisation de la production fruitière à l’échelle des placettes et des communes.

La figure 12 ci-dessous résume les grandes étapes de la modélisation de la productivité fruitière de l’arganier.

Une image contenant texte, diagramme, capture d’écran, dessin

Description générée automatiquement

Figure 12: Méthodologie globale pour le développement du modèle de spatialisation du rendement en fruits de l'arganier

### Développement d’un modèle de reconnaissance des fruits dans le cadre et estimation de leur poids

#### Contexte

Le comptage et l’évaluation du poids des fruits présents dans le cadre peut se faire manuellement aussi bien sur les images que sur le terrain directement. Cependant, c’est une tâche fastidieuse qui requiert beaucoup de temps et probablement plus de moyens avec certaines limites en termes de précision. De ce fait, l’automatisation de ce processus à travers la vision par ordinateur apparait comme une option louable permettant non seulement d’atteindre une précision acceptable, mais aussi de réduire drastiquement le temps et les efforts requis, et cela de manière répétitive et automatisée.

L’automatisation, bien qu’avantageuse pourrait être limité par les variations de taille et de couleur des fruits d’arganier tout au long de leur période de maturation, les variations des conditions d’illumination des fruits ainsi que les cas d’occlusion des fruits par les certains fruits et feuilles, d’où la nécessité de disposer d’un modèle généralisable pouvant assurer le maximum de précision de d’objectivité dans le processus de comptage et d’estimation du poids des fruits d’arganier.

Pour reconnaitre et évaluer le poids des fruits présent dans le cadre, deux modèles seront développés, l’un pour la reconnaissance des limites du cadre, et l’autre pour la reconnaissance des fruits sur l’image. La combinaison de ces deux modèles permettra de ne retenir que les fruits présents dans le cadre tout en évaluant leur poids (Figure 13). Cette approche a été adoptée du fait de son caractère modulaire et pour des raisons de précision.

Une image contenant texte, capture d’écran, ligne, arbre

Description générée automatiquement

Figure 13: Organigramme du processus de comptage des fruits présent dans le cadre pour chaque image.

#### Modèles utilisés

Les modèles U-Net et YOLOv8 ont été utilisés aussi bien pour la reconnaissance du cadre que des fruits. Les deux sections ci-dessous décrit l’architecture de ces modèles utilisés.

##### Architecture du modèle U-Net avec EfficientNet-B0 comme encodeur

U-Net, tirant son nom de sa forme en U, est l’une des architecture encodeur-décodeur la plus utilisée pour la segmentation sémantique initialement développée pour la segmentation d’image biomédicales (Ronneberger et al., 2015) puis adapté et utilisé pour d’autres tâches de segmentation.

Il est constitué de deux parties principales une partie contractante (encodeur) et une partie expansive (décodeur) avec l’introduction de « skip connexions ». La zone de transition entre l’encodeur et le décodeur est dite « bottleneck » où la résolution spatiale est la plus faible et le nombre de canaux le plus élevé. L’encodeur extrait les caractéristiques des images tout en réduisant la dimension spatiale par deux et en augmentant le nombre de canaux progressivement à chaque niveau pour un nombre total de 5. Le décodeur augmente la résolution des caractéristiques réduites spatialement, en utilisant les convolutions transposées, pour obtenir une carte de segmentation finale ayant la même taille que l’image d’entrée. À chaque étape du décodeur, les caractéristiques correspondantes de l'encodeur (via des connexions de skip) sont concaténées avec les caractéristiques du décodeur. Cela permet de récupérer des détails fins perdus lors de la réduction de la résolution. Les connexions de skip entre les couches correspondantes de l'encodeur et du décodeur jouent un rôle crucial en permettant au réseau de combiner les informations contextuelles globales (extraits par l'encodeur) avec les informations locales détaillées (nécessaires pour une segmentation précise).

Dans notre cas, EfficientNet-b0 est utilisé comme encodeur. Les cartes d’activation subissent des opérations de convolution transposé qui augmentent la résolution spatiale à la résolution spatiale de celles correspondantes au niveau de l’encodeur. Les nombres de canaux à la sortie sont respectivement de 256, 128, 64, 32, 16 à chacune des 5 niveaux du décodeur, du bas vers le haut.

EfficientNet-b0 fait partie de la famille de modèles dits « efficients », au nombre de huit (08), développé par Tan & Le (2019). Ces modèles ont été élaborées à partir d’une méthode de redimensionnement composée qui ajuste à la fois la profondeur, la largeur et la résolution de l’image d’entrée en fonction des ressources disponibles. Cette méthode de redimensionnement composée repose sur l’hypothèse selon laquelle lorsqu’on augmente la résolution de l’image d’entrée, alors le réseau a besoin de plus de couches pour augmenter le champ réceptif et plus de canaux pour capturer plus de caractéristiques détaillées sur une telle image. EfficientNet-b0 est déjà pré-entrainé, ce qui permet de faire d’apprentissage par transfert et réduire le temps d’apprentissage surtout avec peu de données. La figure 14 présente en détail l’architecture du modèle U-Net utilisé.

Une image contenant texte, capture d’écran

Description générée automatiquement

Figure 14: Architecture du modèle U-Net utilisé. L’image d’entrée de dimensions (960, 960, 3) subit des transformations à travers l’encodeur puis le décodeur pour produire le masque final de dimensions (960, 960).

##### Architecture du modèle YOLOv8

YOLO (You Only Look Once) est une famille de modèles de détection d’objets et de segmentation d’instance. La première version a été proposé par Redmon et al. (2015). Le changement de paradigme apporté en traitant le problème de détection d’objet en une seule étape contrairement aux modèles fonctionnant en double étape comme Faster-RCNN a permis la détection en temps réel grâce à la réduction drastique du temps de traitement. Cela a suscité l’engouement et le développement de nouveaux modèles, chacune apportant des améliorations en termes de précisions et/ou de vitesse de traitement. YOLOv8, l’un des modèles YOLO les plus performant que ses prédécesseurs, est basé sur les modèles YOLOv3 et YOLOv5.

En comparaison avec les modèles à deux étapes, YOLO prédit directement les boites et les probabilités de détection des objets sans la nécessité d’utiliser un réseau de proposition des régions susceptibles de contenir des objets comme Faster R-CNN. Le principe de base de YOLO est la division de l’image en une grille, chaque cellule de la grille étant responsable de la détection d’un seul objet. Pour permettre à une cellule de la grille de détecter plus d’un objet et ce de différentes tailles, les boites d’ancrages ont été introduites.

L'une des principales innovations dans YOLOv8 est l’abandon des boites d’ancrages, tout en adoptant une approche dite « center-based » pour la détection d’objets, qui offre plusieurs avantages contrairement aux versions basées sur les boites d’ancrage comme YOLOv5, YOLOv6 et YOLOv7. Aussi, YOLOv8 utilise Darknet-53, un réseau de 53 couches de convolutions optimisé pour l’extraction de caractéristiques. Le module C3, qui est un module de convolutions, a également été remplacé par le module C2F qui est une version améliorée du module C3. Ce nouveau module améliore la précision et le temps de traitement. Pour réduire le nombre de paramètres, YOLOv8 a adopté des convolutions dont la taille du filtre est de 3x3 en remplacement aux convolutions de taille 6x6. Enfin, YOLOv8 emploie un entête composé, qui sépare les tâches de prédiction de présence d’objet et de classifications des objets, conduisant à l’amélioration de la précision et de la vitesse de traitement. Ces améliorations font de YOLOv8 un modèle efficace aussi bien pour la détection d’objets que pour la segmentation d’instance.

Le modèle YOLOv8 utilisé pour la segmentation d’instance a été fourni en open source par l’organisation « ultralytics ». Cette implémentation est basée sur PyTorch et en différentes variantes selon une méthode de redimensionnement composée qui ajuste la largeur et la profondeur du réseau. Les résultats de la segmentation d’instance sont les boites, les masques de segmentation et les probabilités de détection des différents objets identifiés. La figure 15 présente en détail l’architecture de YOLOv8.

Une image contenant texte, capture d’écran, nombre, Parallèle

Description générée automatiquement

Figure 15: Architecture du modèle YOLO8 pour la segmentation d’instance et la détection d’objets (MMYOLO Contributors, 2022)

#### Reconnaissance du cadre

##### Choix des modèles

L’identification des limites du cadre peut être approchée de plusieurs façons. La première consiste à détecter le cadre en déterminant la boite qui l’englobe. Bien que le cadre soit de forme carrée, dû au fait de la perspective conique de la caméra et au comportement de la caméra lors de la prise de vue, il se retrouve déformé rendant sa forme souvent déformée sur la photo. L’approche de détection n’est donc pas adaptée. Une deuxième approche consiste à prédire les coordonnées des quatre coins du cadre qui serviront par la suite à reconstituer son pourtour. Cependant, il arrive des cas où un ou plusieurs coins sont invisibles, cette démarche n’est donc pas à préconiser. Deux autres approches semblent être plus adaptées à savoir la segmentation sémantique et la segmentation d’instance. La segmentation sémantique consiste attribuer une classe parmi celles choisies, dans notre cas le cadre et l’arrière-plan, à chacun des pixels de l’image, tandis que la segmentation d’instance consiste à d’abord détecter le cadre puis déterminer l’ensemble des pixels se trouvant dans sa surface.

Deux modèles ont été choisis à savoir U-NET, avec EfficientNet-b0 comme encodeur, pour la segmentation sémantique et YOLOv8s pour la segmentation d’instance.

##### Développement du modèle de reconnaissance du cadre

Le développement du modèle de délimitation du cadre consiste en trois (03) principales étapes à savoir la préparation des données d’entrainement, l’entrainement des deux modèles sélectionnés puis la discrimination des deux modèles à travers l’évaluation de leur performance (Figure 16).

Une image contenant texte, capture d’écran, Police, blanc

Description générée automatiquement

Figure 16: Principales étapes de développement du modèle de reconnaissance du cadre

###### Préparation des données d’entrainement

S’il est vrai que les modèles d’apprentissage profond nécessitent le plus souvent de grands volumes de données pour atteindre de bonnes performances, il n’existe pas un nombre minimal d’images requis pour une tâche spécifique. De ce fait, compte tenu du fait que l’annotation est une tâche fastidieuse, seulement 800 images ont été sélectionnées pour cette tâche.

L’annotation des images dans ce contexte consiste à délimiter le pourtour du cadre à l’aide d’un polygone. Les images ont été annotées sur la plateforme Roboflow puis exportées au format YOLO v8. Des masques ont été produits à partir de ces annotations en utilisant la bibliothèque Pillow afin d’avoir les annotations pour le modèle U-NET en attribuant la valeur 1 à la partie du cadre et la valeur 0 pour la zone hors du cadre (Figure 17). Les images ainsi que leurs annotations ont été reparties de manière aléatoire en données d’entrainement (75%) et en données de validation (25%).

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| a | b | c |
| Une image contenant arbre, plein air, branche, signe  Description générée automatiquement | Une image contenant plein air, arbre, Rectangle, capture d’écran  Description générée automatiquement | Une image contenant Rectangle, texte, capture d’écran, blanc  Description générée automatiquement |

Figure 17: Exemple d’image annoté pour la reconnaissance du cadre. (a) Image brute sans annotation avec le cadre représenté en blanc. (b) Annotation du cadre au format YOLOv8 avec un polygone délimitant les contours du cadre représenté en violet. (c) Masque correspondant à l’annotation en polygone. La partie blanche représente l’espace du cadre et la partie noire représente l’arrière-plan.

###### Configuration d’entrainement

Les deux modèles U-NET et YOLOv8s-seg ont été entrainée sur **google colab**. Des implémentations open source d’U-NET fournis par la bibliothèque **segmentation\_models\_pytorch** et YOLOv8s-seg par **ultralytics** reposantes sur **PyTorch** comme backend ont été utilisées. Les deux modèles ont été entrainé pendant 500 époques avec une taille de batch de 8 et des images redimensionnées à 960x960 tout en augmentant les images à travers un renversement horizontal (Figure 18). Le processus d’entrainement est stoppé avant les 500 époques si le modèle ne s’améliore pas sur 100 époques consécutives sur les données de validation, cela aide à prévenir le surapprentissage et améliorer la généralisation du modèle. Adam a été utilisé comme optimiseur avec un Momentum de 0.937 ainsi que des taux d’apprentissage de 0.05 et 0.01 respectivement pour U-NET et YOLOv8s-seg. Ces paramètres ont été minutieusement choisis pour accélérer le processus d’apprentissage tout en réduisant les chances de surapprentissage sur les données d’entrainement. Le tableau 4 résume la configuration d’entrainement des modèles U-NET et YOLOv8.

Tableau 4: Configuration des paramètres d’entrainement des modèles U-NET et YOLOv8 pour la segmentation du cadre

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Paramètres d’entrainement** | **U-NET** | **YOLOv8s-seg** |
| Taux d’apprentissage | 0.05 | 0.01 |
| Optimiseur | Adam avec un  momentum=0.937 | Adam avec un momentum=0.937 |
| Patience | 100 | 100 |
| Taille du batch | 8 | 8 |
| Taille de l’image d’entrainement | 960 | 960 |
| Nombre d’époques | 500 | 500 |
| Augmentation appliquée | Horizontal flip | Horizontal flip |

|  |  |
| --- | --- |
| a | b |
| Une image contenant arbre, plein air, branche, signe  Description générée automatiquement | Une image contenant Rectangle, texte, capture d’écran, blanc  Description générée automatiquement |
| c | d |
| Une image contenant arbre, plein air, branche, plante  Description générée automatiquement | Une image contenant Rectangle, blanc, noir et blanc, cadre  Description générée automatiquement |

Figure 18: Exemple d’image ayant subi un renversement horizontal. (a) et (b) représentent respectivement l’image et son masque initiales. (c) et (d) représentent respectivement l’image et son masque après le renversement horizontal.

###### Validation et comparaison des modèles

Pour chaque modèle, deux traitements postérieurs sont appliqués aux masques afin d’améliorer la qualité de la prédiction (Figure 19). Il s’agit de :

* Ne retenir que la plus grande tâche parmi toutes celles issues de la segmentation, cela permet de supprimer les mauvaises prédictions ;
* Transformer les pixels de l’arrière-plan situés à l’intérieur de la tâche retenue en pixels appartenant à la tâche.

Ces deux opérations de traitement postérieur ont été effectuées en utilisant les fonctions ndimage.binary\_fill\_holes et measure.regionprops respectivement des bibliothèques **scipy** et **scikit-image.**

La validation et la comparaison des deux modèles se basera sur la moyenne de l’intersection sur l’union (MIoU pour Mean Intersection over Union). Cette métrique mesure pour une image donnée le degré de superposition entre le masque prédit et le masque réel.

Où A désigne le vrai masque, B le masque prédit. désigne l’intersection entre les deux masques correspondant aux vrais positifs (TP pour True Positives) ; désigne l’union des deux masques correspondant à la somme des faux positifs (FP pour False Positives), des vrais positifs (TP pour True Positives) et des faux négatifs (FN pour False Negatives).

Le score IoU varie entre 0 et 1, soit 1 lorsque les deux masques se superposent exactement et 0 lorsqu’ils ne se superposent pas du tout.

Ce score est calculé pour chaque image puis la moyenne est calculée pour l’ensemble des images de validation et pour chacun des deux modèles. Le modèle offrant la plus grande valeur moyenne d’IoU est choisi comme modèle final pour la segmentation du cadre.

Une image contenant texte, capture d’écran, Police, ligne

Description générée automatiquement

Figure 19:Algorithme de traitement postérieur appliqué au cadre segmenté.

#### Reconnaissance et estimation du poids des fruits sur les images

##### Approche globale pour le développement du modèle de segmentation des fruits et choix du modèle pour la segmentation des fruits

L’objectif de cette partie est de développer un modèle basé sur l’apprentissage profond pour identifier les fruits présents sur les images et estimer leurs dimensions sur les images.

En rappel, différentes approches existent pour reconnaitre des fruits sur les images entre autres la segmentation sémantique, la segmentation d’instance, la régression de carte de densité et la détection (Bargoti & Underwood, 2016 ; Zabawa et al., 2020 ; Zhang et al., 2022). Les approches de segmentation (d’instance, sémantique) sont particulièrement utiles pour l’extraction d’information relatif à la morphologie des fruits comme la forme (longueur, largeur des fruits, etc.) et aux dimensions alors que celles de régression de carte de densité et de détection sont adaptées au comptage des fruits. Toutefois, la reconstitution des fruits est cruciale afin d’extraire les mesures objectives.

La reconnaissance des fruits d’arganier peut être une tâche rude pour plusieurs raisons. En effet, du fait de leur petite taille sur les images et couvrant peu de pixels, leur champ réceptif est très limité et leurs caractéristiques risquent de se perdre facilement dans le réseau (Xiao et al., 2023). De plus, leurs couleurs variables, et quelque fois similaire à celle des feuilles, du tronc ou même du sol, au cours de la période de maturation couplé aux conditions d’illumination variables, d’occlusion par des feuilles, fruits ainsi que les formes variables (arrondie, ovale, fusiforme, etc.) sont autant de contraintes à considérer.

Au regard de toutes ces considérations, il est judicieux de choisir un modèle de taille convenable avec des données aussi diversifiées couvrant autant de cas que possible afin de disposer d’un modèle généralisable.

Plusieurs approches existent pour améliorer la performance de détection des fruits à savoir le choix d’une architecture adapté ainsi que des techniques d’augmentation réalistes. Bargoti & Underwood (2016)ont comparé les performances de détection de Faster R-CNN en utilisant VGG16 et ZF comme backbones et ont montré que VGG16 est de loin plus performant que ZF pour l’extraction de caractéristiques sur les fruits. Il en ressort également que les techniques d’augmentation influencent la précision de détection et que le choix d’une technique adaptée permettrait d’améliorer la performance même avec peu de données. Pour ce qui est du cas particulier des petits objets, en l’occurrence les petits fruits dans notre cas, l’approche de tuilage permettrait d’améliorer leur détection tout en adressant les contraintes de mémoire sur le traitement d’images de très grande taille (Akyon et al., 2022). Aussi, certaines techniques d’augmentation permettant de simuler les objets à différentes échelles pourrait améliorer la performance de reconnaissance des petits fruits.

Ces dernière années, l’algorithme YOLOv8 est de plus en plus utilisé dans la reconnaissance de fruits du fait de sa précision et son adaptation au besoin de détection en temps réel (Zhang et al., 2022 ; Xiao et al., 2023). Il existe en plusieurs variantes de tailles variables (nano, small, medium, large et extra-large) pour la segmentation d’instance.

Afin de disposer d’un modèle le plus précis possible, différentes analyses seront effectuées à savoir :

* L’analyse de l’efficacité des techniques d’augmentation des images choisies ;
* L’analyse de l’impact de réduction de la taille des images d’entrainement sur la performance de détection ;
* La comparaison des trois premières variantes du modèle YOLOv8 (n, s, m) pour la segmentation des fruits d’arganier ;
* L’analyse comparative des approches de détection avec et sans tuilage pour la reconnaissance et l’estimation du poids des fruits.

##### Préparation et description des données utilisées

Parmi les arbres échantillonnés, très peu ont fructifiés, de ce fait la plupart des images sont dépourvus de fruits. Ainsi, seulement, 836 images, de diverses résolutions (Tableau 5), contenant des fruits ont été choisi parmi les 3756 images collectées. Ces images ont été annotées au format YOLOv8 en délimitant les contours pour tous les fruits présents sur les images sur la plateforme Roboflow (Figure 20) et reparties en données d’entrainement (70%) et en données de validation (30%) couvrant différentes résolutions (Tableau 5).

Les fruits sont en moyenne de petites tailles. Les boites englobant les fruits sont en moyenne hautes de pixels et longues de pixels. De grandes disparités existent en termes de nombre de fruits entre les images. Le nombre de fruits par image varie entre 1 et 235 avec une moyenne de 21 fruits/image et un écart type de 23 fruits entre les images. La plupart des images ont un nombre de fruits inférieur 30. En considérant toute les images annotées, 25% des images comptent moins de 6 fruits, 50% d’entre elles moins de 14 fruits et 75% moins de 30 fruits, indiquant une faible fructification (Tableau 6).

Tableau 5: Description des images utilisées pour l’entrainement et la validation des modèles

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Dimensions** | **Toutes les images** | **Images d’entrainement** | **Images de validation** |
| (1080, 1080, 3) | 634 | 436 | 198 |
| (1080, 810, 3) | 202 | 142 | 60 |
| Total | 836 | 578 | 258 |

Tableau 6: Distribution des dimensions des fruits et du nombre de fruits pour l’ensemble des images utilisées ainsi que par catégorie d’image (entrainement et validation).

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Caractéristiques des fruits** | | **Toutes les images** | **Images d’entrainement** | **Images de validation** |
| Hauteur (en pixels) | Minimum | 4 | 4 | 4 |
| Maximum | 103 | 103 | 88 |
| Moyenne |  |  |  |
| Longueur (en pixels) | Minimum | 3 | 3 | 4 |
| Maximum | 96 | 96 | 80 |
| Moyenne |  |  |  |
| Nombre de fruits | Total | 17794 | 11720 | 6074 |
| Minimum | 1 | 1 | 1 |
| Maximum | 235 | 130 | 235 |
| Moyenne |  |  |  |
| 25% | 6 | 6 | 6 |
| 50% | 14 | 14 | 15 |
| 75% | 29 | 27 | 32 |

|  |  |
| --- | --- |
| Une image contenant arbre, plein air, plante, arbre fruitier  Description générée automatiquement | Une image contenant arbre, plante, fruit, plein air  Description générée automatiquement |

Figure 20: Exemple d’image annotée. A gauche est représentée l’image originale et son annotation corresponde à droite où les fruits annotés sont représentés par des polygones de diverses couleurs.

##### L’impact des techniques d’augmentation sur la performance de reconnaissance des fruits

La performance de détection est étudiée selon les techniques d’augmentations et le nombre d’images utilisées pour l’entrainement. Cela permet d’avoir une idée sur la performance des techniques d’augmentation des images et aussi si les images à disposition sont suffisantes.

Pour ce faire, deux séries d’entrainement sont effectuées, l’une en appliquant un lot d’augmentation d’images et l’autre sans aucune augmentation. Au niveau de chaque série, différents nombres d’images d’entrainement sont testés selon un incrément de 100 en commençant par 50 images. Le nombre d’images de validation est de 258. Les techniques d’augmentation appliquées sont :

* Rotation: +/- 15 degrés;
* Translate : 0.1;
* Scale: 0.5;
* Flip left to right: (p=0.5);
* Blur: (p=0.01, blur-limit= (3, 7));
* Median Blur: (p=0.01, blur-limit= (3, 7));
* ToGray: (p=0.05);
* CLAHE (p=0.01, clip\_limit= (1, 4.0), tile\_grid\_size= (8, 8)).

La configuration d’entrainement est décrite au niveau de la section (‎2.2.4.6) ci-dessous. Les images sont redimensionnées à 960 x 960.

La comparaison de la performance de détection se base sur le score F1. La meilleure approche d’augmentation sera retenue pour la suite.

##### Réduction de la taille de l’image d’entrainement sur la performance de détection

Le choix de la taille de l’image est un facteur important à considérer. Elle affecte la représentation des objets d’intérêt, et donc la précision de leur détection. Ce facteur est d’autant plus crucial lorsque les objets d’intérêts ne sont représentés que par peu de pixels. Deux approches existent pour traiter des images de grandes tailles, soit la diminution des dimensions soit le découpage des images en plusieurs morceaux. Dans notre cas, la taille maximale des images étant de 1080×1080, avec certaines images dont l’une des dimensions est inférieure à 810 pixels, le redimensionnement à 960 n’affecterait pas ou très peu la précision. En ce sens, deux tailles différentes ont été comparées à savoir le redimensionnement à (640, 640) et celui à (960, 960).

Pour l’entrainement, les 836 images annotées ont été utilisées dont 70 % allouées à l’entrainement et 30 % à la validation.

La configuration d’entrainement est décrite au niveau de la section (‎2.2.4.6) ci-dessous. La meilleure technique d’augmentation au niveau de la section (‎2.2.4.3) est adoptée.

La performance de détection se base sur le score F1. La taille de redimensionnement offrant le meilleur score F1 est retenue pour l’analyse comparative des variantes du modèle YOLOv8.

##### Analyse comparative des variantes du modèle YOLOv8 pour la segmentation des fruits

Les modèles très profonds sont souvent complexes et lents à entrainer et quelque fois nécessitent beaucoup de données, sauf en cas d’apprentissage par transfert, et ont un temps d’inférence relativement long comparé aux modèles légers. En même temps, la profondeur du modèle aurait un effet sur la performance de détection des fruits. En effet, la taille du réseau pourrait nuire à la performance de détection de petits fruits du fait qu’ils couvrent peu de pixels dont les caractéristiques pourraient se perdre avec d’innombrables opérations de convolution (Xiao et al., 2023). De plus, certains modèles plus légers et moins complexes sont susceptibles d’atteindre le même niveau de performance que des modèles plus profonds et complexes.

Compte tenu des ressources de calcul disponible et des besoins d’avoir un modèle léger, précis et moins intensif en calcul, les trois premières variantes les plus légères du modèle YOLO version 8 pour la segmentation d’instance ont été choisi à savoir YOLOv8n, YOLOv8s et YOLOv8m (Tableau 7).

Tableau 7: Comparaison des trois variantes du modèle YOLOv8-seg (n, s et m) selon le nombre de paramètres

|  |  |
| --- | --- |
| **Variante du modèle YOLOv8** | **Nombre de paramètres (en millions)** |
| YOLOv8n-seg | 3,4 |
| YOLOv8s-seg | 11,8 |
| YOLOv8m-seg | 27,3 |

Pour l’entrainement, les 836 images annotées ont été utilisées dont 70 % allouées à l’entrainement et 30 % à la validation. La configuration d’entrainement est décrite au niveau de la section (‎2.2.4.7) ci-dessous. La meilleure technique d’augmentation ainsi que la meilleure taille de redimensionnement sont adoptées.

La performance de détection se base sur le score F1. Le modèle offrant le meilleur score F1 sera retenu.

##### Configuration d’entrainement

Les modèles YOLOv8 ont été entrainée sur **google colab** en utilisant l’implémentation basée sur **PyTorch** comme backend par **ultralytics**. Les modèles ont été entrainé pendant 500 époques avec une taille de batch de 8. Le processus d’entrainement est stoppé avant les 500 époques si le modèle ne s’améliore pas sur 100 époques consécutive sur les données de validation, cela aide à prévenir le surapprentissage et améliorer la généralisation du modèle. Adam (Adaptive Moment Estimation), algorithme de descente de gradient, a été utilisé comme optimiseur avec un Momentum de 0.937 avec un taux d’apprentissage de 0.01. Ces paramètres ont été minutieusement choisis pour accélérer le processus d’apprentissage tout en réduisant les chances de surapprentissage sur les données d’entrainement. Les techniques d’augmentation appliquées et la taille des images d’entrainement sont précisées selon les cas.

##### Détection des fruits à l’intérieur du cadre

La combinaison des modèles de segmentation du cadre et de segmentation des fruits permet de ne détecter que les fruits présents dans le cadre. Pour une image donnée, la première étape consiste à segmenter le cadre, tous les pixels à l’intérieur du cadre seront représentés par la valeur 255 et l’arrière-plan 0. La seconde étape consiste à segmenter les fruits en utilisant le modèle donné. Cela permet d’obtenir les boites, les masques et les probabilités des fruits obtenus. La troisième étape est le filtrage des fruits détectés. Si la valeur du masque du cadre aux coordonnés du centre de la boite (x, y) d’un fruit détecté est différent de 0, alors le fruit est considéré comme à l’intérieur du cadre. Le pseudo code ci-dessous décrit le processus de rétention des fruits à l’intérieur du cadre.

**Pour chaque image i :**

Masque\_cadre = Segmenter le cadre

Fruits\_detectés = Segmenter les fruits

Fruits\_du\_cadre = liste vide

**Pour chaque fruit détecté :**

x\_centre, y\_centre = coordonnées du centre de sa boite

**Si Masque\_cadre[x\_centre, y\_centre] est différent de 0 :**

Ajouter le fruit à Fruits\_du\_cadre

##### Evaluation de la corrélation de comptage des fruits et effet du tuilage

Il est important de s’assurer que l’algorithme compte les fruits à l’intérieur du cadre présents sur les images avec le minimum d’erreur possible. Pour ce faire, le nombre de fruits comptés manuellement est comparé à celui compté automatiquement afin d’évaluer l’exactitude.

Deux approches de comptage automatique sont comparées à savoir l’approche de prédiction sans tuilage et l’approche avec tuilage. L’approche du tuilage consiste à subdiviser l’image en de petits morceaux appelés tuiles qui se recouvrent tant horizontalement que verticalement, puis à effectuer l’inférence sur chaque tuile en la redimensionnant à souhait, puis à traiter les différentes détections pour obtenir les prédictions finales. Cette approche permet non seulement de prédire sur des images de très grande taille sans poser de problèmes à la mémoire de calcul, mais est aussi un avantage pour la détection d’objets de petites tailles. Cependant, il faudrait adapter la taille de la tuile et le nombre de pixels de superposition pour ne pas augmenter la charge de calcul pour chaque image. Des tuiles de taille 480, 640, et 960 ont été testées de manière combinée avec un recouvrement de 200 pixels (Tableau 8) en utilisant les 258 images de validation.

Tableau 8:Paramétrage pour la détection des fruits en vue de comparer les approches sans tuilage et de tuilage. Les tailles des images spécifiées désignent la longueur et la hauteur des images en nombre de pixels.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Approche | Taille des images de prédiction | Paramètres de suppression non maximale |
| Sans tuilage | 960 et taille  d’origine | * IoU : 0.7 ; * Seuil de probabilité : 0.3 |
| Avec tuilage | 480, 640, 960 |

Le coefficient de corrélation linéaire de Pearson et l’erreur absolu moyenne sont les métriques utilisées pour discriminer les différents cas de figure.

##### Détermination du poids des fruits

La détermination du poids des fruits sur les images peut être approchée d’une part à travers les modèles allométriques (Emilio et al., 2017) ou tout autre modèle de régression permettant d’établir une relation entre le poids du fruit et certaines variables dont ses dimensions. Cela pourrait nécessiter la connaissance réelle des dimensions du fruit ou des dispositions particulières comme le suivi des fruits sur les images et leur poids réels mesurés pouvant alourdir le dispositif de collecte des données sur le terrain. Cette approche est de loin hors des limites de cette étude en plus des erreurs de mesure des dimensions des fruits du fait de l’occlusion et/ou l’orientation aléatoire des fruits qui sont inévitables. D’autres part, l’adoption du poids moyen est une approche plus simple à élaborer à condition de connaitre la catégorie du fruit si le poids moyen diffère selon la catégorie. Cette dernière sera adoptée.

###### Catégorisation des fruits d’arganier

La taille, la forme et le poids des fruits d’arganier sont variables aussi bien pour un arbre donné (taille et poids) qu’entre arbres (taille, forme, poids). Sur la base de la longueur, la largeur et le rapport largeur-longueur des fruits, Ferradous (1995) a distingué les six formes suivantes : fusiforme, ovale, ovale apiculée, en forme de goutte, arrondie et globuleuse. Il en ressort également que le rapport largeur-longueur du fruit est corrélée à 70% avec la forme du fruit. La largeur et la longueur des fruit sont mesurables à partir de l’échelle des images offrant donc la possibilité de catégoriser les fruits à partir du rapport de la largeur sur la longueur. Cependant, ces différentes catégories se superposent quelquefois à partir de cette métrique (Tableau 9).

Tableau 9:Métriques sur le rapport largeur-longueur des différentes formes de fruits d’après Ferradous (1995)

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Métrique du fruit | | Fusiforme | Ovale | Ovale apiculée | Goutte | Arrondie | Globuleuse |
| Rapport fruit (Largeur/Longueur) | Moyenne | 0.54 | 0.66 | 0.61 | 0.62 | 0.71 | 0.81 |
| Minimum | 0.46 | 0.50 | 0.54 | 0.61 | 0.60 | 0.75 |
| Maximum | 0.62 | 0.79 | 0.70 | 0.62 | 0.81 | 0.88 |
| Ecart type | 0.05 | 0.06 | 0.06 | 0.01 | 0.06 | 0.03 |

De ce fait, en prenant en compte la moyenne, les valeurs minimale et maximale, trois groupes de fruits ont été créés pour augmenter la séparabilité. Il s’agit du groupe des fruits fusiformes ; du groupe des fruits ovale, ovale apiculée et en goutte ; et le groupe des fruits arrondie et globuleux (Tableau 10).

Chergui et al. (2021) ont étudié le poids de quatre formes de fruits d’arganier tout au long de la période de maturation au niveau de Beni-Snassen (Nord-Est). Il ressort qu’à maturité, le poids moyen varie entre 6.29 et 11.34 grammes ; soit 10.5g, 10.1 g, 6.29 g et 11.34 g respectivement pour les fruits ovale, ovale apiculée, arrondie et fusiforme ; et que ces valeurs se rapprochent de ceux de l’arganeraie du Sud-Ouest où le poids des fruits d’arganier varie entre 5 et 20 g. Sur la base de ces résultats, les poids moyens des fruits ont été déduit pour les trois groupes de fruits susmentionné (Tableau 9).

Tableau 10: Regroupement des formes de fruits en se basant sur le rapport largeur-longueur des fruits

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Seuil du rapport largeur-longueur du fruit (r) | Groupe de fruits | Poids du fruit  (En grammes) |
|  | Fusiforme | 11.34 |
|  | Ovale, ovale apiculée, et goutte | 10.3 |
|  | Arrondie, globuleux | 6.29 |

###### Evaluation de la performance de catégorisation des fruits

La catégorisation automatique des fruits pourrait se faire en développant un modèle de classification d’image qui donnera la catégorie de fruit de l’image. Une autre approche serait d’associer aux fruits annotés pour la segmentation leurs classes. Ces deux approches nécessitent plus d’effort de labellisation, doivent prendre en compte le déséquilibre entre les classes, et ne sont nécessairement pas précises. Pour cela, il a été décidé une approche plus systématique reposante sur les dimensions des fruits, facilement extractibles à partir des fruits segmentés.

Sous l’hypothèse qu’un arbre ne produit qu’une catégorie de fruits donnée, les images prises sur un même arbre doivent regorger une seule catégorie de fruits. Pour ce faire, le rapport largeur/longueur (Figure 21) sera calculé pour l’ensemble des fruits détectées sur les images d’un arbre donné. La moyenne de ces rapports servira alors à catégoriser la forme des fruits et à déduire son poids tel que défini au tableau 10.

Parmi les données labellisées, 800 images provenant de 281 arbres, dont 258 de fruits ovales et 23 de fruits arrondis ont été choisis aléatoirement. La moyenne des ratios de la largeur/longueur des fruits est alors calculée pour chaque arbre et sa catégorie de fruits déterminée aussi bien pour les données labelisées que pour celles prédites. La précision, le rappel et score F1 sont alors calculés pour évaluer la performance de cette classification indirecte.

Une image contenant arbre, plein air, branche, fleur

Description générée automatiquement

Figure 21: Exemple de visualisation des dimensions des fruits. Les fruits sont annotés avec différentes couleurs. Les lignes rouges et bleues perpendiculaires représentent respectivement les grands axes (longueurs des fruits) et les petits axes (largeurs des fruits).

###### Evaluation de la corrélation sur le poids des fruits et effet du tuilage

La corrélation du poids des fruits dans le cadre est évaluée selon les approches de détection adoptées au niveau de la section (‎2.2.4.8). Pour ce faire, le poids des fruits dans le cadre est calculé aussi bien pour les annotations des 258 images de validation que pour les détections effectuées en utilisant ces 258 images. Pour chaque image, le poids des fruits dans le cadre est déterminé en multipliant le nombre de fruits dans le cadre par le poids de chaque fruit qui est déterminé selon la catégorie des fruits conformément au tableau 10.

Le coefficient de corrélation linéaire de Pearson et l’erreur absolu moyenne sont les métriques utilisées pour discriminer les différents cas de figure. La meilleure approche est retenue pour l’évaluation du rendement en fruits des arbres.

##### Description des métriques d’évaluation utilisées

Les métriques d’évaluation jouent un rôle important en permettant un jugement objectif sur un modèle donnée. Les métriques utilisées sont la précision, le rappel, le score F1, le coefficient de corrélation linéaire, et l’erreur absolue moyenne.

La précision mesure intuitivement la capacité à ne pas étiqueter un objet non-fruit comme un fruit. Elle varie entre 0 et 1.

Où est le nombre de fruits correctement identifiés (vrais positifs) et le nombre d'objets incorrectement identifiés comme des fruits (faux positifs).

Le rappel mesure la capacité à détecter tous les fruits présents. Il varie entre 0 et 1.

Où est le nombre de fruits correctement identifiés (vrais positifs) et le nombre de fruits non détectés (faux négatifs).

Le score est la moyenne harmonique entre la précision et le rappel. Elle varie entre 0 et 1. Une valeur de 1 indique une meilleure performance en termes de précision et de rappel.

Le coefficient de corrélation linéaire de Pearson (r) : c’est une mesure de la relation linéaire entre le nombre de fruits comptés manuellement et le nombre de fruits comptés automatiquement. Il varie entre -1 et 1. Une valeur de r proche de ces extrêmes suggère que les deux variables varient exactement dans le même sens (+1) ou dans le sens contraire (-1) de façon linéaire.

Où :

* désigne la covariance des variables
* désignent respectivement les variables aléatoires du nombre de fruits comptés manuellement et le nombre de fruits comptés automatiquement ;
* représentent respectivement les écart-type du nombre de fruits comptés manuellement et automatiquement.

L’erreur absolu moyenne (MAE pour Mean Absolute Error) : elle mesure l’écart absolu moyen entre le nombre de fruits comptés manuellement et le nombre de fruits comptés automatiquement. Sa valeur est toujours supérieure ou égale à zéro. Une valeur très proche de 0 indique une meilleure exactitude entre le nombre prédit et celui réel.

Où :

* m : désigne le nombre d’images ;
* désignent respectivement le nombre de fruits comptés manuellement et le nombre de fruits comptés automatiquement pour l’image i.

### Spatialisation du rendement en fruits

#### Modèle d’estimation du rendement en fruits de chaque arbre

Le modèle de comptage et d’évaluation du poids des fruits de manière automatique permet d’estimer le rendement en fruits dans différents cadres représentant les échantillons pris sur l’arbre. L’objectif de cette partie est de généraliser le rendement en fruits sur l’ensemble du houppier de l’arbre.

##### Production fruitière par arbre sans généralisation

Il s’agit d’évaluer le rendement en fruits des arbres à l’intérieur des quatre images capturées. Pour cela, pour chaque arbre, les fruits à l’intérieur des cadres sont détectés selon l’approche retenue selon celle décrites en ‎2.2.4.9.3. Le pseudo algorithme d’évaluation du poids des fruits à l’intérieur des cadres pour chaque arbre est :

**Pour chaque arbre i :**

Ratios\_dimensions = liste vide

**Pour chaque image de l’arbre :**

Prédire les fruits à l’intérieur du cadre

**Pour chaque fruit détecté :**

Calculer le ratio largeur/longueur

Ajouter le ratio à Ratios\_dimensions

Calculer la moyenne de Ratios\_dimensions

Déterminer le type de fruits et le poids unitaire selon la moyenne

Rendement\_arbre\_i = poids\_unitaire × Nombre\_fruits\_detecté

##### Généralisation du rendement sur l’arbre

La forme du houppier est irrégulière et varie d’un arbre à un autre. Le diamètre de base du houppier ainsi que sa hauteur sont d’excellent descripteurs pour une approximation de sa forme, à défaut de disposer d’informations précises sur la surface du houppier. En général, cette forme pourrait s’assimiler à un demi ellipsoïde dont le demi-axe majeur est représenté par la hauteur du houppier, et le demi-axe mineur par la moitié du diamètre de base du houppier.

La première étape consiste à d’abord calculer le rendement obtenu dans chacun des cadres d’échantillonnage sur l’arbre. Le rendement moyen est alors calculé. La seconde étape est le calcul de la surface du houppier en l’assimilant à un demi ellipsoïde selon l’équation (1). Une règle de trois permet alors d’estimer le rendement sur la surface du houppier de l’arbre. Il est à noter que cette approche suppose que les fruits détectés sont à la surface de l’arbre et que peu s’y trouve à l’intérieur.

Où p=1,6075 ; a et c désignent le rayon du houppier ; b la hauteur du houppier.

L’algorithme ci-dessous permet de calculer le rendement en fruits généralisé pour chaque arbre.

**Pour chaque arbre i :**

Ratios\_dimensions = liste vide

Nombre\_fruits\_par\_image = liste vide

**Pour chaque image de l’arbre :**

Prédire les fruits à l’intérieur du cadre

Ajouter le nombre de fruits prédit à Nombre\_fruits\_par\_image

**Pour chaque fruit détecté :**

Calculer le ratio largeur/longueur

Ajouter le ratio à Ratios\_dimensions

Calculer la moyenne de Ratios\_dimensions

Déterminer le type de fruits et le poids unitaire selon la moyenne

Liste\_rendement\_images = liste vide

**Pour nombre\_j dans Nombre\_fruits\_par\_image :**

Rendement\_image\_j = poids\_unitaire × nombre\_j

Ajouter le Rendement\_image\_j à Liste\_rendement\_images

Rendement\_moyen\_par\_cadre = moyenne de la Liste\_rendement\_images

Calculer la surface du houppier

Rendement\_arbre\_i =

Le rendement obtenu est comparé au rendement récolté pour les arbres considérés en se basant sur le coefficient de corrélation et l’erreur absolue moyenne.

#### Rendement en fruits par placette

Le rendement en fruits échantillonné de chaque placette est la somme du rendement en fruits des arbres de la placette.

Où

#### Evaluation du rendement en fruit par commune

Le rendement en fruits échantillonné de chaque commune est la somme du rendement en fruits des placettes de la commune.

Où

Il est calculé en kilogrammes selon les deux approches de calcul du rendement par arbre à savoir celle avec généralisation et celle sans généralisation.

### Conclusion

En somme, la modélisation de la productivité fruitière de l’arganier à partir d’images de très haute résolution d’arbres en fructification passera d’abord par le développement d’un modèle de reconnaissance des fruits dans le cadre, tout en estimant leur poids, obtenu en combinant un modèle de segmentation du cadre et un modèle de segmentation des fruits. Ce modèle servira à analyser automatiquement les images des houppiers des arbres d’arganier pour estimer le rendement fruitier. Ce rendement combiné à la surface du houppier assimilé à un demi ellipsoïde servira à estimer le rendement par arbre qui sera utilisé pour la spatialisation.

# Résultats et discussion

## Reconnaissance des fruits et leur poids dans le cadre

Ce chapitre présente et discute les résultats des segmentations du cadre et des fruits pour le comptage et l’estimation du poids des fruits dans le cadre.

### Résultats de la segmentation du cadre

#### Résultats de l’entrainement des modèles YOLOv8 et U-NET

Les algorithmes YOLOv8 et U-NET entrainés ont été validés sur le jeu de donnée de validation. Les valeurs moyennes de l’Intersection sur l’Union mesurant le degré de superposition du cadre prédit à celui réel sont supérieur à 97%, soit de 97,84% et 98,04% respectivement pour YOLOv8 et U-NET. Ces scores élevés indiquent une très bonne concordance entre les prédictions des modèles et les annotations réelles. Si U-NET segmente le cadre globalement mieux que YOLOv8, il tend à omettre plus de pixels du cadre que YOLOv8, démontré par son taux de faux négatifs de 1,84% contre 1,50% pour YOLOv8. Cela est dû au fait que YOLO localise d’abord le cadre avant de la segmenter alors qu’U-NET procède à la segmentation directement sans localisation préalable. Cependant, son taux de faux positifs de 0,88% contre 1,30% pour YOLOv8 indique que le modèle U-NET attribue très rarement de façon erronée quelques pixels de l’arrière-plan au cadre que l’algorithme YOLOv8 (Tableau 11). Cela se justifie par le fait qu’U-NET fusionne les caractéristiques à différents niveaux, permettant ainsi de mieux reconstituer le cadre. La figure 22 illustre un exemple de segmentation du cadre en utilisant ces deux algorithmes ainsi que les scores d’IoU respectifs représentés.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| a | b | c. IoU = 0.992 | d. IoU = 0.984 |
| Une image contenant plein air, arbre, ciel, branche  Description générée automatiquement | Une image contenant cadre photo, Rectangle, cadre, carré  Description générée automatiquement | Une image contenant cadre photo, Rectangle, cadre, carré  Description générée automatiquement | Une image contenant Rectangle, cadre photo, blanc, cadre  Description générée automatiquement |

Figure 22: Exemple de cadre segmenté à l’aide d’U-NET et YOLOv8. a. Image initiale, b. Cadre annoté, c. Cadre prédit par U-NET, d. Cadre prédit par YOLOv8

#### Effet des techniques de traitement postérieur sur la qualité du masque prédit

Afin de réduire les effets d’artéfacts tels que les tâches isolées aussi bien à l’intérieur qu’à l’extérieur du cadre, deux traitements postérieurs ont été appliqués aux prédictions des algorithmes, l’une visant à réattribuer tout pixel supposé appartenir au cadre mais isolé de celui-ci à l’arrière-plan, et l’autre consistant à s’assurer qu’aucun pixel appartenant à l’arrière-plan ne se trouve à l’intérieur du cadre principal prédit, afin d’augmenter la performance.

Les résultats (Tableau 11) montrent une légère amélioration de l'IoU moyen de 0.04% après le traitement postérieur pour le modèle U-NET et une légère chute de 0,27% pour le modèle YOLOv8. Cela suggère que le traitement postérieur permet d’affiner les prédictions en réduisant les faux positifs et les faux négatifs au niveau d’U-NET. Certaines parties du cadre prédit seraient donc isolées pour l’algorithme YOLOv8 qui voit sa performance se dégrader après leurs suppressions. La figure 23 montre une amélioration d’IoU pour U-NET de 0,934 à 0,986 soit une augmentation de 5,2% après le traitement postérieur. La présence de la grosse tâche au niveau de la partie supérieure serait dû au fait que le cadre est partiellement caché par les feuilles ou au fait que des caractéristiques similaires notamment la couleur, la texture, la structure sont partagées entre certaines zones du cadre et l’arrière-plan. Ces confusions ont été évitées au niveau de l’algorithme YOLOv8 sans doute grâce à sa procédure de détection du cadre puis de segmentation.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| a. | b. IoU (0.965) | c. IoU (0.934) |
| Une image contenant arbre, plein air, fruit, hiver  Description générée automatiquement | Une image contenant Rectangle, blanc, croquis, noir et blanc  Description générée automatiquement | Une image contenant croquis, dessin, texte, noir et blanc  Description générée automatiquement |
| d. | e. IoU (0.965) | f. IoU (0.986) |
| Une image contenant Rectangle, texte, blanc, conception  Description générée automatiquement | Une image contenant Rectangle, blanc, croquis, noir et blanc  Description générée automatiquement | Une image contenant Rectangle, texte, blanc, noir et blanc  Description générée automatiquement |

Figure 23: Effet du traitement postérieur sur la qualité du masque prédit. a et d représentent respectivement l’image et son annotation. B et e représentent respectivement la prédiction de YOLOv8 et celle traité postérieurement. c et f représentent respectivement la prédiction de U-NET et celle traité postérieurement.

Tableau 11: Effet du traitement postérieur sur la qualité du masque de cadre prédit par YOLOv8 et U-NET. Les valeurs reportées représentent l’IoU moyen calculé sur la base des images de validation.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Modèle | Type de traitement postérieur | IoU moyen | Taux de faux positifs | Taux de faux négatifs |
| U-NET | Pas de traitement postérieur | 98,04% | 0,88% | 1,84% |
| Traitement postérieur | 98,08% | 0,88% | 1,78% |
| YOLOv8s | Pas de traitement postérieur | 97,84% | 1,30% | 1,50% |
| Traitement postérieur | 97,59% | 1,55% | 1,51% |

Le modèle U-NET avec Efficient-B0 comme encodeur est plus performant que YOLOv8s pour la segmentation du cadre et sera donc utilisé par la suite pour la reconnaissance des limites du cadre.

### Reconnaissance des fruits du cadre et leur poids

#### Effet des techniques d’augmentation sur la performance de reconnaissance des fruits

L'augmentation des données améliore significativement le score F1 aussi bien pour les boites que pour les masques des fruits, comme indiqué par les courbes de performance (Figures 24a et 24b). L'augmentation permet aux modèles de mieux généraliser en étant exposés à une plus grande diversité d'exemples durant l'entraînement.

D’une manière générale, l’application des techniques d’augmentation améliore la performance de segmentation des fruits avec l’augmentation du nombre d’images d’entrainement qui varie entre 50 et 578 tandis que la performance oscille pour la série sans entrainement. En application les techniques d’augmentation d’images, la performance de détection atteinte en utilisant uniquement 50 images, soit un score F1 de 0,71 pour le masque et 0,73 pour les boites, surpasse la performance atteinte pour la série sans augmentation qui les scores F1 maximaux pour les masques et les boites sont respectivement de 0,68 et 0,72.

La performance maximale de segmentation des fruits, qui est de 0,79 pour le masque et 0,82 pour les boites, est atteinte en utilisant toutes les images (578) et ce en appliquant les techniques d’augmentation. La performance de segmentation des images continuant d’augmenter suggère que la performance maximale n’est pas atteinte et nécessite l’usage de plus de données.

Ces résultats sont similaires à ceux obtenus par Bargoti & Underwood (2016). Ces derniers avaient également étudié la performance de détection des fruits mais en utilisant Faster R-CNN pour détecter les mangues, les pommes et les amandes dans des vergers. Il en ressort également que les performances de détection varient selon les techniques d’augmentation et généralement avec l’augmentation du nombre d’images d’entrainement.

|  |  |
| --- | --- |
| a | b |
| Une image contenant texte, ligne, diagramme, Tracé  Description générée automatiquement | Une image contenant texte, ligne, diagramme, Tracé  Description générée automatiquement |

Figure 24: Variation du score F1 en fonction du nombre d’images selon les différentes approches d’augmentation des images. (a). Variation pour le score des masques et (b). variation du score des boites.

Les techniques d’augmentation choisies sont donc adoptées à la segmentation des fruits d’arganier. Il convient donc de les appliquer en utilisant toutes les données annotées disponible.

#### Effet de la réduction de la taille de l’image d’entrainement sur la performance

Les deux modèles YOLOv8s ont été entrainé en utilisant toutes les données annotées et en appliquant les techniques d’augmentation et en redimensionnant respectivement les images à 640×640 pixels et 960×960 pixels. La réduction de la taille des images a comme avantage l’accélération du processus d’apprentissage en réduisant le nombre d’opérations à effectuer.

La réduction de la taille des images d'entraînement à 640 pixels a un impact négatif sur la performance des modèles, réduisant considérablement les scores de précision et de rappel et par conséquent le score F1 (Tableau 12). La réduction de la taille des images de *960×960 à 640×640* entraine une réduction du score F1 de 3,6% pour la boite et de 6,8% pour le masque de segmentation. La réduction de la taille des images a donc plus d’impact sur les masques des fruits que sur les boites. Cela se justifie par le fait que la réduction fait en sorte que les fruits sont représentés par peu de pixel et ont une résolution grossière qui est difficile à reproduire. D’ailleurs, réduire une image de résolution *1080×1080 à 640×640* équivaut à réduire de près de la moitié les pixels constituant les fruits.

Ainsi, des images de plus grande taille (960 pixels) sont nécessaires pour une détection et une segmentation plus précise des fruits d’arganier. Par la suite, les images pour la segmentation des fruits adopteront une résolution de *960×960.*

Tableau 12: Résultats de la segmentation des fruits d’arganier en redimensionnant les images à 640×640 pixels et 960×960 pixels.

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Taille | P. boite | R. boite | F1. boite | P. masque | R. masque | F1. masque |
| 640 | 0,928 | 0,662 | 0,773 | 0,870 | 0,621 | 0,725 |
| 960 | 0,914 | 0,726 | 0,809 | 0,896 | 0,711 | 0,793 |

P : précision – R : Rappel – F1 : Score F1

#### Comparaison des trois variantes sélectionnées

Les trois variantes de YOLOv8 (m-seg, s-seg, n-seg) ont été entrainés en adoptant une taille d’image de *960×960 pixels* et les techniques d’augmentation des images afin de garantir le maximum de performance de segmentation des fruits d’arganier.

Les modèles YOLOv8n-seg, YOLOv8s-seg et YOLOv8m-seg ont permis d’obtenir de détecter et de segmenter les fruits d’arganier avec en général un score F1 pour les boites de 80% et un score F1 de 79% pour les masques. Même si les variantes n et m ont en général des précisions légèrement supérieures à celle de la variante s, cette dernière a un taux de rappel plus important que ceux des deux premiers, permettant ainsi d’avoir le meilleur score F1 pour les boites qui est de 80,9% et 79,3% pour les masques des fruits. Le modèle YOLOv8s-seg est le meilleur des trois avec un nombre intermédiaire de paramètres de 11.8 millions. La figure 25 montre un exemple de segmentation des fruits en utilisant le modèle YOLOv8s.

Tableau 13: Résultats de la comparaison des trois variantes de YOLOv8 (m-seg, s-seg, n-seg) pour la segmentation des fruits d’arganier.

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| model | P. boite | R. boite | F1. boite | P. masque | R. masque | F1. masque |
| yolov8m-seg | 0,921 | 0,718 | 0,807 | 0,903 | 0,703 | 0,791 |
| yolov8s-seg | 0,914 | 0,726 | 0,809 | 0,896 | 0,711 | 0,793 |
| yolov8n-seg | 0,920 | 0,717 | 0,806 | 0,901 | 0,701 | 0,789 |

P : précision – R : Rappel – F1 : Score F1

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |

Figure 25: Exemple de fruits détectés sur deux images (a) et (b). Les fruits détectés sont marqués par des polygones de différentes couleurs.

Les résultats de segmentation des fruits d’arganier avec le modèle YOLOv8s-seg sont acceptables par rapport à ceux de la littérature. Le tableau 14 montre les résultats obtenus dans des études similaires de détection et/ou de segmentation de différentes catégories de fruits. Bargoti & Underwood (2016) ont obtenu des scores F1 de 0.904, 0.908 et 0.775 respectivement pour la détection de pommes, de mangues et d’amandes en utilisant Faster R-CNN. Nos résultats sont inférieurs à ceux de la détection des mangues et des pommes avec un écart de l’ordre de 10% et supérieurs à ceux de la détection des amandes avec un écart de l’ordre de 3.4%. Bien qu’adoptant des réseaux différents, ces résultats seraient imputables à la résolution des fruits sur les images. En effet, les pommes et les mangues sont de plus grandes tailles que les fruits d’arganier qui sont de l’ordre de grandeur des amandes.

Comparés aux résultats de segmentation sémantique des grappes de vignes en utilisant U-NET (Zabawa et al., 2020), YOLOv8s-seg segmente mieux les fruits d’arganier avec un score F1 du masque de 79,3% contre un score F1 d’environ de 73% pour les masques de vignes. Ces derniers ont utilisé des images de résolution (2592 × 2048 pixels) qui ont été découpées en morceaux de tailles.

Tableau 14: Comparaison des résultats de YOLOv8s avec certaines études similaires mais sur des fruits différents.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Source et modèle adopté | Fruits détectées | Score F1 |
| Bargoti & Underwood (2016)  Faster R-CNN | Pommes, mangues, amandes | 0.904, 0.908 et 0.775 |
| Zabawa et al. (2020)  U-NET | Grappes de vignes | 72.03 ± 2.23 % |
| Sapkota et al. (2020)  YOLOv8 | Pommes | 92.74% et 94.9% |
| Behera et al. (2021)  Faster R-CNN | Pommes, Mangues, grenades, oranges, tomates | Moyenne de 95.34% |
| Nous  YOLOv8s-seg | Fruits d’arganier | 79.3% et 80.9% |

#### Détection des fruits à l’intérieur du cadre

Les modèles U-NET et YOLOv8s-seg sont utilisés pour segmenter respectivement le cadre et les fruits présents sur les images. La combinaison de ces deux résultats de segmentation permet de ne retenir que les fruits à l’intérieur du cadre. La figure 26 ci-dessous montre un exemple de reconnaissance des fruits à l’intérieur du cadre.

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |
|  |  |
|  |  |

Figure 26: reconnaissance des fruits à l’intérieur du cadre. (a) – l’image d’origine ; (b) – le cadre segmenté ; (c) – la reconnaissance de tous les fruits sur l’image ; (d) – la rétention des fruits à l’intérieur du cadre

#### Corrélation entre le nombre réel de fruits et le celui prédit dans les différents cadres selon différentes approches de détection

Les modèle U-NET et YOLOv8s-seg ont été utilisés pour reconnaitre les fruits d’arganier présents dans le cadre. Le seuil de probabilité choisi pour la segmentation des fruits est 0.3. La segmentation des fruits s’est effectuée selon plusieurs approches notamment sans tuilage et avec tuilage.

Les résultats montrent une corrélation très élevée entre le comptage manuel et automatique avec en général des corrélations supérieures ou égale à 97.46% (Figure 27).

Les approches sans tuilage, même si elles ont tendance à légèrement sous-estimer le nombre de fruits dans le cadre (droite de régression au-dessus de la droite x = y), commettent moins d’erreur de comptage comparées aux approches avec tuilage .

En adoptant l’approche sans tuilage, la réduction de la taille de l’image à 960×960, bien que certaines images aient une des dimensions inférieures à 960, n’affecte presque pas la corrélation de comptage mais résulte à plus d’erreurs dans la prédiction (2.61 fruits/image) et à plus de sous-estimation du nombre de fruits (Figure 27a et 27b).

L’approche avec tuilage produit des résultats proches de celle sans tuilage. En général, en diminuant la taille de la tuile de 960 à 640 puis à 480, les corrélations de comptage restent presque identiques (0.95) mais résulte à une augmentation des erreurs (2.83, 2.99, 3.75 fruits/image). La taille de tuile 960 sous-estime légèrement le nombre de fruits, la taille 640 tend à être plus exacte (droite de régression confondue à la droite x = y), et la taille 480 a tendance à surestimer le nombre de fruits. Pour la prédiction sur des grandes images, la taille de tuile de 640 pourrait être adoptée.

Dans notre cas, les images étant généralement de taille 1080×1080 ou inférieure sur la dimension horizontale, effectuer la prédiction en ne redimensionnant pas l’image est tout à fait acceptable surtout que cela conduit à de meilleurs résultats sans aucune contrainte de mémoire. Cependant, dans le cas où des images de plus grandes résolutions seront utilisées, il est préférable d’adopter l’approche de tuilage avec une taille de tuile de 640.

La performance de comptage des fruits d’arganier à partir de l’approche proposée est comparable à celle obtenue par d’autres auteur. Contrairement à notre approche consistant à compter les fruits présents dans le cadre, les études similaires de comptage concernent toute l’image. Le tableau 15 résume et compare notre approche à d’autres pour la reconnaissance et le comptage de fruits.

|  |  |
| --- | --- |
| (a) Sans tuilage – taille initiale | (b) Sans tuilage – taille 960 |
|  |  |
| 1. Tuilage – taille 960 | 1. Tuilage – taille 640 |
|  |  |
| 1. Tuilage – taille 480 |  |
|  | Figure 27: Nuages de points du comptage manuel et automatique dans une surface de 0,09 m² sur différents arbres selon différentes approches de détection. |

Tableau 15: Comparaison des résultats du comptage des fruits d’arganier à d’autres études similaires

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Source et modèle adopté | Fruits détectés | R² |
| Zabawa et al. (2020)  U-NET | Grappes de vignes | 97.74% |
| Behera et al. (2021)  Faster R-CNN | Pommes, Mangues, grenades, oranges, tomates | Moyenne de 96.4% |
| Nous  YOLOv8s-seg | Fruits d’arganier | 96% |

#### Performance de catégorisation des fruits

Une image contenant texte, capture d’écran, diagramme, nombre

Description générée automatiquementLe modèle YOLOv8s-seg a été utilisé pour la prédiction des masques des fruits présents sur les images de test et la catégorie des fruits de chaque arbre a été déterminée à partir de la moyenne des ratios largeur/longueur des fruits des images de chaque arbre aussi bien pour les prédictions que les données annotées. Le score F1 est utilisé pour la mesure de la performance de cette classification. Les résultats montrent une performance parfaite (précision, rappel, et score F1 de 1) pour la catégorisation des fruits sur un échantillon de 281 arbres. Cela indique que la méthode proposée est très efficace pour la catégorisation des fruits dans les images en se basant sur leurs dimensions extraites à partir des masques. La figure 28 illustre la fréquence de chaque catégorie de fruits.

Figure 28: Fréquence des groupes de fruits réels et prédit. En bleue et en orange, respectivement, le nombre d’arbres de la catégorie réelle et prédite des fruits.

#### Corrélation entre le rendement réel estimé et le rendement prédit estimé dans les différents cadres selon différentes approches de détection

La combinaison des modèles U-NET pour la segmentation du cadre et YOLOv8s-seg pour la segmentation des fruits d’arganier permet de compter de manière assez précise les fruits présents dans les cadres (I.2.4.). Pour évaluer la performance d’estimation du rendement en fruits dans les cadres de 30 cm× 30 cm, les mêmes approches décrites en (I.2.4.) ont été utilisées pour la reconnaissance des fruits dans le cadre. Le rendement en fruits de chaque cadre est obtenu en multipliant le nombre de fruits reconnus dans le cadre par le poids de la catégorie des fruits dérivé de la moyenne des ratios des largeur/longueur des fruits (figure 29). Ce rendement est calculé aussi bien pour les annotations réelles que celles prédites.

Les résultats sont assez similaires à ceux obtenus pour le comptage. La meilleure précision est obtenue en gardant la taille d’origine des images (R² = 0.94 et mae = 27.95 g/image). La réduction de la taille de l’image ne réduit pas la corrélation mais induit plus d’erreurs dans la prédiction (mae = 28.27g / image). L’approche avec tuilage produit des résultats inférieurs à celle sans tuilage. Les coefficients de déterminations sont réduits successivement de 0.93, 0.91 et 0.91 respectivement pour des tailles de tuiles de 960, 640 et 480 avec une augmentation des erreurs d’estimations qui sont respectivement de 30.49g, 32.97g et 42.83g (Figure 30).

Une image contenant arbre, fruit, plein air, pomme

Description générée automatiquementDans notre cas, les images étant généralement de taille 1080×1080 ou inférieure sur la dimension horizontale, effectuer la prédiction en ne redimensionnant pas l’image est tout à fait acceptable surtout que cela conduit à de meilleurs résultats sans aucune contrainte de mémoire. Cependant, dans le cas où des images de plus grandes résolutions seront utilisées, il est préférable d’adopter l’approche de tuilage avec une taille de tuile de 640.

Figure 29 : Exemple d’extimation du poids des fruits dans le cadre. Les fruits sont segmentés puis leur catégorie est déterminée selon la moyenne des rapports largeur/longueur des fruits en vue d’estimer le poids en se basant sur le poids moyen de la catégorie.

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |
|  | Figure 30: Nuages de points du rendement réel estimé et celui prédit estimé dans une surface de 0,09 m² sur différents arbres selon différentes approches de détection. |

#### Synthèse sur la reconnaissance des fruits dans le cadre et leur poids

Les études expérimentales ont montré que la réduction de la taille des images pour l’entrainement réduit la précision de reconnaissance des fruits d’arganier. D’autres part, les techniques d’augmentation ont permis d’améliorer la performance de reconnaissance des fruits d’arganier. L’étude comparative des trois variantes du modèle YOLOv8 révèle que YOLOv8s-seg est mieux adapté pour la segmentation des fruits d’arganier. Dans l’optique d’estimer le rendement, la catégorisation des fruits a été effectué en considérant la moyenne des ratios des largeur/longueur des fruits.

L’évaluation de la corrélation de comptage et d’estimation du rendement des fruits d’arganier montre des résultats satisfaisant avec des coefficients de déterminations de 0.96 et 0.94 respectivement pour le comptage des fruits et l’estimation du rendement avec des erreurs absolues moyennes respectives de 2.55 fruits et 27.95g.

Les valeurs prédites et celles réelles ont presque les mêmes distributions. En général, le rendement est faible dans une surface de 0.09 m² avec une grande variabilité entre images. Les nombres de fruits varient entre 1 et 211 avec une moyenne de et un écart type de fruits entre images pour le comptage manuel ; et entre 1 et 190 avec une moyenne de et un écart type associé de fruits pour le comptage automatique. Dans les deux cas, respectivement la moitié et 75% des images ont moins de 12 et 25 fruits à l’intérieur du cadre. Pour ce qui est du rendement, il varie entre 6g et 2.173 kg avec une moyenne de et un écart type de (rendement réel) ; et 1.957 kg avec une moyenne de et un écart type de (rendement prédit). La moitié des images ont moins de 0.124 kg de fruits à l’intérieur du cadre et 75% des images moins de 0.239 kg de fruits à l’intérieur du cadre (Tableau 16).

Tableau 16: statistiques sur les nombres de fruits prédits et réels ainsi que leurs poids pour l’approche sans tuilage sans redimensionnement des images

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Métriques | Poids prédit (Kg) | Poids réel (Kg) | Nombre de fruits prédit | Nombre de fruits réel |
| Minimum | 0,006 | 0,006 | 1 | 1 |
| Maximum | 1,957 | 2,173 | 190 | 211 |
| Moyenne | 0,171 | 0,177 | 17 | 18 |
| Ecart type | 0,187 | 0,205 | 19 | 21 |
| 25% | 0,052 | 0,052 | 6 | 6 |
| 50% | 0,113 | 0,124 | 12 | 12 |
| 75% | 0,227 | 0,239 | 23 | 25 |
| R² | 0.94 | | 0.96 | |
| MAE | 27,95 g/image | | 2,55 fruits/image | |

### Conclusion

La reconnaissance et l’estimation du poids des fruits combine deux modèles : U-NET pour la segmentation du cadre avec un score IoU moyen de 98,08% et YOLOv8s pour la segmentation des fruits avec des scores F1 de 80,9% et 79,3% respectivement pour les boites et les masques des fruits. L’estimation du poids de chaque fruit se base sur le poids moyen de la catégorie des fruits de l’arbre elle-même déterminée par le rapport largeur/longueur des fruits. L’approche proposé permet de compter et estimer le poids des fruits avec des coefficients de détermination de 96% (erreur absolue moyenne = 2,55 fruits/image) et 94% (erreur absolue moyenne = 27,95g/image) démontrant l’efficacité de l’apprentissage profond pour la vision par ordinateur pour l’automatisation du processus de comptage et d’estimation du poids des fruits d’arganier à partir des images.

## Spatialisation du rendement en fruits

Ce chapitre présente et discute les résultats de la spatialisation du rendement en fruits. Plus spécifiquement, sont présentés les résultats de la modélisation du rendement en fruits par arbre en assimilant le houppier à un demi-ellipsoïde, puis l’évaluation du rendement par placette et par commune.

### Rendement en fruits par arbre

#### Rendement prédit dans les quatre cadres échantillonnés

En additionnant le rendement obtenu à l’intérieur des quatre cadres, on obtient le rendement pour chaque arbre sur une surface de 0.36 m² de sa cime. Le rendement en fruits et le nombre de fruits ont été calculés pour 939 arbres. Il est à noter que cela correspond à une sous-estimation du rendement en fruits.

Le rendement en fruits varie entre 0 et 4.67 kg avec une moyenne de 0.36 kg et un écart type de 0.36 kg entre les arbres. Il est à noter que 25% des arbres (235) n’ont pas produit et la moitié (470) a un rendement inférieur à 0.03 kg. De plus, 75% des arbres (704) ont un rendement inférieur à 0.15 kg (Tableau 17).

Tableau 17: Principales statistiques sur le rendement en fruits des arbres sur une surface de 0.36 m² du houppier

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Moyenne | Ecart type | Minimum | Maximum | 25% | 50% | 75% |
| Rendement (kg) | 0.17 | 0.36 | 0 | 4.67 | 0 | 0.03 | 0.144 |
| Nombre de fruits | 17 | 35 | 0 | 453 | 0 | 3 | 15 |

#### Rendement généralisé sur la surface du houppier de l’arbre

En assimilant le houppier de l’arbre à un demi ellipsoïde, le rendement en fruits a été généralisé pour chaque arbre et comparé au rendement réel. Seulement 133 arbres ont été utilisés car ayant le diamètre et la hauteur du houppier renseignés.

Alors que le rendement réel varie entre 0 et 160kg avec un rendement moyen de 15,08 kg par arbre et un écart type de 26,54 kg et un rendement maximum de 160 kg, celui modélisé varie entre 0 et 1376,64 kg avec un rendement moyen de 105,85 kg par arbre et une variabilité de 207,34 kg entre les différents arbres (Tableau 18). Même si les écarts sont importants entre le rendement modélisé et celui réellement récolté caractérisé par une erreur absolue moyenne de 91,08 kg/arbre, le coefficient de coefficient linéaire de 88% entre ces deux rendements témoigne l’existence d’une forte relation linéaire.

Une régression linéaire a été effectuée pour ajuster le rendement modélisé au rendement réel tout en minimisant la somme des carrés des écarts entre rendement réel et celui ajusté. L’expression du modèle est comme suit :

Ce modèle d’ajustement linéaire suggère que les valeurs du rendement modélisé permettent d’expliquer 83% de la variabilité du rendement réel. Le rendement ajusté varie entre 2,24 kg et 162,93 kg, valeur maximale légèrement supérieure à celle réel, avec un rendement moyen de 14,54 kg/arbre légèrement identique à celui réel et un écart type de 24,11 kg entre les arbres, proche de celui réel. L’erreur absolue moyenne de prédiction est alors passé de 91,08 kg à 7,27 kg/arbre (Tableau 18). Une validation croisée est réalisée en utilisant les données des 133 arbres tout en les regroupant en 5 sous-groupes disjoints afin d’évaluer la robustesse du modèle selon la répartition des données. Cinq modèles de régression linéaire sont alors entrainés puis testés en utilisant la bibliothèque ScikitLearn et révèlent des erreurs absolues moyennes respectives de 7,80 ; 8,70 ; 6,92 ; 9,19 et 5,65 kg/arbre traduisant une variabilité de l’erreur d’estimation en fonction de la répartition en sous-groupes. Ces erreurs absolues moyennes de validation croisée sont alors en moyenne de . Le modèle de régression pour l’ajustement caractérisé par une erreur absolue moyenne de 7,27 kg/arbre est assez proche de la valeur moyenne de validation croisée témoignant d’une capacité à généraliser, sur de nouvelles données, assez acceptable. Le rendement total estimé est donc de 1933,82 kg et celui réel de 2005,64 kg. La figure 31 illustre le nuage de points du rendement réel en fonction de celui modélisé.

Tableau 18: Distribution du rendement en fruit réel

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Catégorie | Minimum | Maximum | Ecart type | Moyenne | MAE |
| Rendement réel (kg) | 0 | 160 | 26,54 | 15,08 | - |
| Rendement prédit (kg) | 0 | 1376,64 | 207,34 | 105,85 | 91,08 |
| Rendement prédit ajusté (kg) | 2,24 | 162,93 | 24,11 | 14,59 | 7,27 |

D’une part, les valeurs moyenne de rendement, prédit ou réel, sont plus ou moins concordantes à celles reportées par d’autres auteurs. Widiane (2018) a rapporté que la production fruitière au niveau des vergers de domestication se situe 20 à 35 kg/arbre de fruits frais dépassant de loin la production par arbre au niveau de l’arganeraie naturelle qui est de l’ordre de 8 kg/arbre de fruits frais selon Boudy (1950). Bien qu’il existe des disparités en termes de production par arbre, l’on pourrait penser que certaines valeurs de rendement réel récoltés sont inexactes. Le rendement réel maximal par exemple est de 160 kg. Un ajustement par moindre carrés utilisant ces valeurs conduit tout naturellement à des valeurs similaires. Ces données réelles collectées sont à vérifier sur le terrain.

D’autre part, la nécessité de réajuster le rendement modélisé en fonction du rendement récolté introduirait de nouvelles incertitudes. On s’attendait à ce que le rendement modélisé soit assez proche du rendement récolté. Le réajustement impose la mise à jour continue du modèle de réajustement au cours des années afin de suivre la tendance des rendements.

|  |  |
| --- | --- |
| a | b |
| Une image contenant texte, ligne, diagramme, Tracé  Description générée automatiquement | Une image contenant texte, ligne, diagramme, Tracé  Description générée automatiquement |

Figure 31: Nuage de points du rendement réel en fonction du rendement prédit. (a) Le rendement réel en fonction de celui modélisé. (b) Le rendement réel en fonction de celui modélisé ajusté.

#### Principales limites et recommandations

L’approche de modélisation adoptée tant pour l’évaluation du rendement en fruits des arbres présente certaines limites. L’approche repose sur les hypothèses suivantes :

* Le houppier de l’arbre est assimilable à une figure géométrique notamment à un demi ellipsoïde ;
* La fructification est supposée homogène sur chacune des orientations de l’arbre ;
* Le rendement évalué est celui à la surface du houppier ;
* Le poids d’un fruit est le poids moyen de sa catégorie à maturité.

La première concerne la forme du houppier. En réalité, le houppier de l’arbre est irrégulier et difficilement assimilable à une figure géométrique. La figure 32 illustre un cas où la forme du houppier est ellipsoïdale. Considérer le houppier comme un demi ellipsoïde conduit naturellement à une surestimation ou à sous-estimation de sa surface. Deuxièmement, la fructification n’est pas nécessairement homogène sur une orientation donnée de l’arbre. Elle peut être plus abondante à certains endroits que d’autres. Echantillonné avec une cadre de 30 × 30 cm², ne donne pas une mesure objective du rendement sur une orientation donnée de l’arbre. Des images prises sur les parties du houppier ayant le plus fructifié pourrait donc conduire à une surestimation du rendement de l’arbre. De plus, les fruits sont présents aussi bien à l’intérieur qu’à la surface du houppier. Notre approche sous-estime naturellement la production fruitière de l’arbre en ne considérant que les fruits à la surface du houppier car ce qui n’est pas vu n’est pas détecté, bien qu’on ne puisse pas garantir que la détection des fruits se trouvant à la surface de l’image avec des images RGB car tout ce qui est visible est capturé. Enfin, bien que la moyenne soit une estimation non biaisée du poids des fruits, elle n’est pas nécessairement parfaite. Les fruits ont en réalité des poids différents. Les valeurs moyennes de poids utilisées ne sont pas issues d’une étude concernant l’arganeraie des zones de notre étude.

A cet égard, il peut être recommandé d'évaluer le nombre d'images échantillons par orientation nécessaire pour mieux capturer la variabilité de fructification d'une partie à l'autre du houppier. Une autre option serait d’acquérir une ou des images de l’ensemble du houppier de l’arbre à l’aide de drones par exemple. Cette approche permettra non seulement d’éviter la modélisation de la forme du houppier, mais aussi de surpasser les irrégularités de production des fruits sur la surface du houppier de l’arbre. Le traitement de cette image permettra d’avoir une idée sur la production fruitière réelle. Aussi, la précision de l’évaluation pourrait s’améliorer avec la considération des fruits à l’intérieur de la cime également à travers le traitement de vidéos du houppier. La conduite d’une étude pour mieux évaluer le poids des fruits sur les images comme les modèles allométriques ou de régression ou l’évaluation du poids moyen des fruits dans la zone Une image contenant plein air, plante, ciel, arbre

Description générée automatiquementconcernée.

Figure 32: Exemple d’arbre d’arganier dont la forme du houppier tend vers l’ellipsoïdale.

### Rendement en fruits non généralisé par placette

Le rendement en fruits des 309 placettes a été évalué sans généralisation sur la surface du houppier. Pour chaque placette, les rendements des arbres échantillonnées sont additionnés, le rendement de chaque arbre étant la somme des rendements des quatre cadres échantillonnés sur l’arbre.

Le rendement en fruits des placettes varie entre 0 et 6.108 kg avec une moyenne de 0.52 kg/placette et un écart type de 0.84 kg entre les placettes. Près de la moitié des placettes échantillonnés ont un rendement inférieur à 0.161 kg et 75% en ont moins de 0.6 kg (Tableau 19).

Tableau 19: Principales statistiques sur le rendement en fruits des placettes sur une surface de 0.36 m² du houppier

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Moyenne | Ecart type | Minimum | Maximum | 25% | 50% | 75% |
| 0.52 kg | 0.84 kg | 0 | 6.108 kg | 0.043 kg | 0.161 kg | 0.577 kg |

### Rendement en fruits non généralisé par commune

Le rendement en fruits des dix communes a été évalué en additionnant le rendement des placettes échantillonnés dans chaque commune. Le tableau 20 et la figure 32 représentent respectivement les statistiques sur les rendements des communes et la variation du rendement selon les communes.

Le rendement total est de 160 kg. Les plus faibles et grandes productions reviennent respectivement aux communes de Sidi h’mad ou hamed et Sidi bouabdelli avec des rendements estimés respectivement à 3.94 kg et 25.47 kg avec une moyenne de 15.96 kg et un écart type de 8.17 kg. La moitié des communes ont moins de 17 kg et 75% d’elles moins de 24 kg de fruits évalué.

Tableau 20: Principales statistiques sur le rendement en fruits des communes sur une surface de 0.36 m² du houppier

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Moyenne | Ecart type | Minimum | Maximum | 25% | 50% | 75% | Total |
| 15.96 kg | 8.17 kg | 3.94 kg | 25.47 kg | 9.25 kg | 16.40 kg | 23.23 kg | 160 kg |

Les communes de Drargua, Lquliaa et Sidi h’mad ou hamed ont enregistré chacune moins de 10 kg de fruits alors que celles de Tafdena et imi-mqourn ont environ 15 kg. Les communes ayant les plus produit sont celles de Bigoudine Bounrar, Sidi Ahmed ou Abdallah, Sidi boubdelli et Tioughza où la production est estimée dans chacune d’elles à plus de 18 kg de fruits (figure 33).

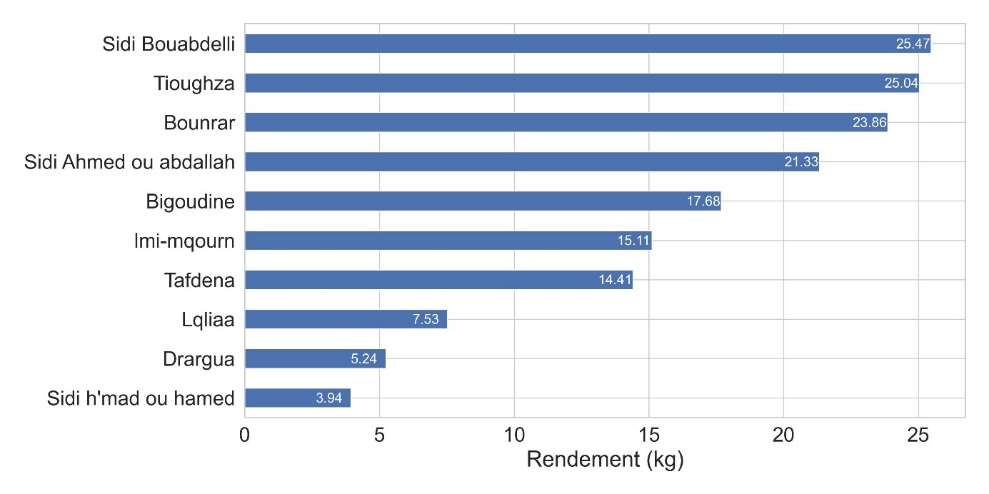


Figure 33: Distribution du rendement en fruits par commune. Chaque rendement obtenu est la somme du rendement en fruits des arbres échantillonnés dans la commune. Le rendement en fruits de chaque arbre est évalué sur une surface de 0.36 m² du houppier.

### Conclusion

En guise de conclusion, l’estimation de la productivité en fruits des arbres en assimilant le houppier des arbres à un demi ellipsoïde est fortement corrélée au rendement récolté caractérisé par un coefficient de détermination de 83%. Cependant, cette approche présente certaines limites dus à la forme du houppier, à l’échantillonnage sur les arbres et aux fruits à l’intérieur du houppier. Le rendement estimé pour les communes est de 160 kg ne considère que les arbres échantillonnés et le rendement présent sur les images. L’acquisition d’images de l’ensemble du houppier pour chaque arbre et la connaissance des arbres ainsi que leurs fréquences de fructification permettraient une estimation plus précise.

# Conclusion générale

L’arganier est une essence fruitière forestière à usage multiples dont ses valeurs culturelle, socioéconomique et environnementale ne sont plus à démontrer. Il doit sa valeur économique essentiellement à ses fruits qui sont principalement utilisés pour la production de l’huile d’argan. Ces multiples usages et la place de choix de la production fruitière dans la valeur économique de l’arganier place l’arganeraie au cœur d’une problématique de développement durable dont la valorisation de ses produits en l’occurrence ses fruits est la pièce motrice. Ce développement devant permettre de préserver cette espèce végétale endémique et l’écosystème menacé (pilier écologique), lutter contre la pauvreté et le sous-développement des ménages ruraux à travers les revenus générés (pilier économique) et d’émanciper les femmes des coopératives de production (pilier social).

La gestion de cet écosystème suppose en partie une meilleure connaissance de ses capacités de production surtout en fruit qui servira à renforcer la mise en œuvre de politiques pour renforcer sa valeur sociale tout en satisfaisant les besoins en matière première pour la production d’huile et dérivés. Cependant, cette production est non maîtrisée la récolte.

Le présent travail vise à modéliser et estimer cette productivité fruitière tant à l’échelle de l’arbre qu’au niveau des dix communes étudiées en utilisant l’apprentissage profond pour la vision par ordinateur et l’imagerie très haute résolution des arbres d’arganier en fructification. Les principaux objectifs étaient de reconnaitre et d’estimer la productivité fruitière à l’intérieur du cadre de chaque image en vue d’évaluer la production à l’échelle de l’arbre puis celle des communes.

Au titre de la reconnaissance et l’estimation de la productivité fruitière sur les images, deux modèles ont été développés respectivement pour la segmentation du cadre et des fruits. Le cadre a été segmenté avec un score IoU moyen de 98.08% en utilisant le modèle U-NET avec EffcientNet-B0 comme encodeur tout en adoptant un traitement postérieur à la suite d’une analyse comparative avec le modèle YOLOv8s. Pour ce qui de la segmentation des fruits, plusieurs investigations ont été réalisé visant à garantir le maximum de précision à travers l’étude de l’impact de la taille des images d’entrainement, des techniques d’augmentation d’images, des différentes variantes du modèle YOLOv8 et du tuilage sur la performance de reconnaissance des fruits. Il en ressort que la réduction de près de la moitié de la taille de l’image nuit à la performance et que les techniques d’augmentation améliorent significativement les résultats tout en suggérant une nécessité de plus de données. L’analyse comparative des trois premières variantes du modèle YOLOv8 a permis de reconnaitre les fruits présents sur les images avec des scores F1 de 79.3% et 80.9% respectivement pour les masques et les boites des fruits au seuil de probabilité de 50%. La combinaison des modèles de segmentation des fruits et du cadre a permis de reconnaitre avec précision les fruits présents dans le cadre avec un coefficient de détermination (R²) de 96% et une erreur absolue moyenne de 3 fruits/image. Dans l’optique d’estimer le poids des fruits, ces derniers ont été catégorisés avec un score F1 de 1 en adoptant une approche de classification indirecte prenant en compte la moyenne des largeur/longueur des fruits pour estimer leur poids. L’intégration des poids des fruits a permis d’obtenir un coefficient de détermination (R²) de 94% avec une erreur moyenne absolue de 27.95g/image pour l’estimation du rendement en fruits dans le cadre. Cette approche combinée montre l’efficacité de l’apprentissage profond pour la vision par ordinateur dans le comptage et l’estimation du poids des fruits d’arganier à partir des images.

Le rendement en fruits a été estimé pour les arbres ainsi que les communes étudiées en analysant automatiquement le rendement sur les images au moyen de l’algorithme d’apprentissage profond développé. Celui des arbres a été évalué sans généralisation et avec généralisation sur l’ensemble du de l’arbre. L’approche avec généralisation conduit à une surestimation accrue du rendement en fruits, imputable aux approches d’échantillonnage et de généralisation du rendement sur le houppier des arbres, nécessitant un réajustement. Le rendement modélisé ajusté total est de 1 933,82 kg contre 2 005,64 kg pour le rendement réel, avec une production moyenne de 14,54 kg/arbre, un écart type de 24,11 kg et une erreur absolue moyenne de 7,27 kg. A l’opposé celle sans généralisation est plus objective mais correspond à une sous-estimation du rendement en fruits échantillonné sur l’arbre. Cette dernière est adoptée pour la spatialisation. La fructification est généralement faible. Le rendement est en moyenne de 0.17 kg/arbre et de 17 fruits/arbre avec des variabilités respectives de 0.36 kg et 35 fruits entre arbres. 25% des arbres n’ont pas fructifié, 50% avec moins de 0.03 kg et 75% ont produit moins de 0.144 kg chacun. La production pour les communes est évaluée en ne considérant que les arbres échantillonnés et les images capturées. Le rendement évalué pour les 10 communes s’élève au total à 160 kg de fruits et révèle qu’il est en moyenne de 15.96 kg avec des productions minimale pour la commune de Sidi h’mad ou Hamed et maximale pour Sidi bouabdelli. 75 % d’entre elles a produit chacune moins de 23.23 kg de fruits.

A la lumière des résultats obtenus et dans un souci d’améliorer le modèle afin de renforcer sa fiabilité et son efficacité pour la prise de décision, les recommandations suivantes sont formulées. Il s’agit :

1. D'évaluer le nombre d'images échantillons nécessaire pour une meilleure capture de la variabilité de fructification sur chaque orientation et l'ensemble du houppier. Cela permettra d'améliorer l'estimation à travers une mesure plus objective de la densité des fruits ;
2. D’évaluer la possibilité de capturer des images ou des vidéos de très haute résolution de l’ensemble du houppier de chaque arbre à l’aide de drones. Cette démarche affranchira d’une part de la nécessité de modéliser la surface du houppier avec ses limites, mais aussi de faire face aux irrégularités de production sur chacune des orientations de l’arbre. D’autres part, elle offrira une mesure objective et quasi exhaustive de la production fruitière ;
3. De procéder à une récolte directe du rendement sur les arbres afin de valider le rendement prédit ;
4. D’améliorer les modèles de reconnaissance du cadre et des fruits à travers la collecte de nouvelles données massives de meilleures résolutions ;
5. D’inventorier les arbres par placette ou à l’échelle de chaque commune ainsi que leur fréquence de fructification pour améliorer la généralisation du rendement à l’échelle de la zone ;
6. De mettre en production le modèle à travers son déploiement dans un système d’information géographique Web ou mobile afin de faciliter son utilisation et même évaluer la possibilité pour la population de collecter les données ;
7. D’envisager des études afin de connaitre de manière assez précise le poids moyen des fruits selon leur forme afin d’améliorer la précision de l’estimation ou le développement de modèles allométriques pour l’estimation du poids à partir des dimensions sur les images ;
8. D’utiliser régulièrement le modèle pour l’évaluation de la productivité fruitière annuelle et la constitution d’une base de données sur le long terme pouvant ouvrir la voie à de nouvelle investigations et aider à la prise de décision ;
9. D’envisager l’utilisation du modèle en combinaison avec d’autres études pour la dérivation de la valeur des produits dérivés des fruits de l’arganier.

La prise en compte de ces recommandations permettra de lever certaines contraintes méthodologiques, d’améliorer le modèle d’évaluation de la productivité en fruits de l’arganier et de disposer d’un outil d’aide à la décision pour contribuer à une meilleure gestion de la chaine de valeur des fruits d’arganier tout en améliorant sa gestion.

# Références bibliographiques

Akyon, F. C., Altinuc, S. O., & Temizel, A. (2022). *SLICING AIDED HYPER INFERENCE AND FINE-TUNING FOR SMALL OBJECT DETECTION*. Retrieved May 12, 2024, from https://github.com/obss/sahi.git

Alom, M. Z., Taha, T. M., Yakopcic, C., Westberg, S., Sidike, P., Nasrin, M. S., Hasan, M., Van Essen, B. C., Awwal, A. A. S., & Asari, V. K. (2019). A state-of-the-art survey on deep learning theory and architectures. *Electronics*, *8*(3), 292. https://doi.org/10.3390/electronics8030292

Alzubaidi, L., Zhang, J., Humaidi, A. J., Al-Dujaili, A., Duan, Y., Al-Shamma, O., Santamaría, J., Fadhel, M. A., Al-Amidie, M., & Farhan, L. (2021). Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. *Journal of Big Data 2021 8:1*, *8*(1), 1–74. https://doi.org/10.1186/S40537-021-00444-8

Amidou D. M. (2015). Contribution à l’étude de la variation spatiale de l’arganier (*Arganier spinosa*) au niveau de l’arganeraie littorale du Sud-ouest du Maroc. Mémoire de 3e cycle, ENFI, Salé.

Bargoti, S., & Underwood, J. (2016). *Deep Fruit Detection in Orchards*. http://arxiv.org/abs/1610.03677

Behera, S. K., Rath, A. K., & Sethy, P. K. (2021). Fruits yield estimation using Faster R-CNN with MIoU. *Multimedia Tools and Applications*, *80*(12), 19043–19056. https://doi.org/10.1007/s11042-021-10704-7

Belghazi B. (1983). Contribution à l’étude de l’écologie et de la productivité du pin alpin (Pinis halepensis Mill.) dans le versant nord du Haut Atlas (forêt de Tamga). Thèse de Docteur-Ingénieur, USTL, Montpellier, France, 151p.

Benabid A., (2000). Flore et écosystèmes du Maroc, Evaluation et préservation de la biodiversité. Ibis Presse, Paris. 360p.

Bennani, H., Fiet, J., & Adlouni, A. (2009). Impact de l’huile d’argan sur le cancer de la prostate : étude de l’effet antiprolifératif des polyphénols. *Revue Francophone Des Laboratoires*, *2009*(416), 23–26. https://doi.org/10.1016/S1773-035X(09)70271-0

Bensghir N. (2020). Données cartographiques clés – Maroc. Page 9

Boudi P. (1950). Economie forestière nord-africaine, monographies et traitements des essences forestières. Tome II fasc. I., 525p. Edit. Larose, Paris.

Boukhriss H. (2019). Contribution à l’étude de la variation spatio-temporelle de la phénologie de l’arganier (Argania spinosa) au niveau de l’arganeraie littorale du sud-ouest du Maroc. Mémoire de 3e cycle, ENFI, Salé.

Chergui, A., El Hafid, L., Ajal, E. A., Zakariya, I., Nejjari, R., & Tazi, M. R. (2021). Evolution of biometric parameters and oil fatty acid composition of argan “Argania spinosa L. Skeels” fruits from Beni- Snassen (Eastern Region of Morocco) during ripening. *Pharmacognosy Journal*, *13*(2), 296–308. https://doi.org/10.5530/pj.2021.13.39

DeepLearning.AI (2024). Advanced Computer Vision with TensorFlow. Consulté le 12/01/2024, sur https://www.coursera.org/learn/advanced-computer-vision-with-tensorflow

Ferradous A. (1995). Diversité génétique de quelques caractères morphologiques du fruit et de la graine d'arganier (*Argania spinosa* (L) Skeels). Thèse de doctorat, Université Ibn Zohr, Agadir. 189p.

HCP (2014). Haut-Commissariat au Plan. Recensement Général de la Population Humaine

Anonyme (1996). Inventaire Forestier National, Ministère chargé des Eaux et Forêts (Maroc).

Ioffe, S., & Szegedy, C. (2015). Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. *32nd International Conference on Machine Learning, ICML 2015*, *1*, 448–456.

Khallouki, F., Younos, C., Soulimani, R., Oster, T., Charrouf, Z., Spiegelhalder, B., Bartsch, H., & Owen, R. W. (2003). Consumption of argan oil (Morocco) with its unique profile of fatty acids, tocopherols, squalene, sterols and phenolic compounds should confer valuable cancer chemopreventive effects. *European Journal of Cancer Prevention*, *12*(1), 67–75. https://doi.org/10.1097/00008469-200302000-00011

LeCun, & Yann. (2016). L’apprentissage profond, une révolution en intelligence artificielle. *Http://Journals.Openedition.Org/Lettre-Cdf*, *41*, 13-. https://doi.org/10.4000/LETTRE-CDF.3227

Liu, Z., Xu, Z., Jin, J., Shen, Z., & Darrell, T. (2023). Dropout Reduces Underfitting. *Proceedings of Machine Learning Research*, *202*, 21715–21729. https://arxiv.org/abs/2303.01500v2

Lybbert, T. J., Aboudrare, A., Chaloud, D., Magnan, N., & Nash, M. (2011). Booming markets for Moroccan argan oil appear to benefit some rural households while threatening the endemic argan forest. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, *108*(34), 13963–13968. https://doi.org/10.1073/PNAS.1106382108/-/DCSUPPLEMENTAL

Matar Lafrougui (2021). Variabilité spatiale de la phénologie de l’arganier (*Argania spinosa*) au niveau de l’arganeraie continentale de la réserve de biosphère de l’arganeraie

M’Hirit O., Benzyane M., Benchekroun F., El Yousfi M., Bendaanoun M., (1998). L’arganier : une espèce fruitière-forestière à usages multiples. 150p. Ed. Mardaga Belgique.

Michon, G., Genin, D., Alifriqui, M., Boujrouf, S., Sabir, M., & Auclair, L. (2016). Chapitre 5. Derrière l’huile d’argan, la forêt d’arganiers. *Les Terroirs Au Sud, Vers Un Nouveau Modèle ?*, 111–124. https://doi.org/10.4000/BOOKS.IRDEDITIONS.25919

MMYOLO Contributors (2022). *MMYOLO: OpenMMLab YOLO series toolbox and benchmark*. Consulté le 17 Janvier 2024 à l'adresse : https://github.com/openmmlab/mmyolo/tree/main/configs/yolov8

Mohammed Kaabèche, Abdelkader Benkheira & Bruno de Foucault (2010). L'arganeraie d'Algérie: structure, écologie, syntaxonomie, dynamique, Acta Botanica Gallica, 157:3, 563-572, DOI: 10.1080/12538078.2010.10516231

Montanari, B., Handaine, M., & Id Bourrous, J. (2023). Argan Oil Trade and Access to Benefit Sharing: A Matter of Economic Survival for Rural Women of the Souss Massa, Morocco. *Human Ecology*, *51*(5), 995–1007. https://doi.org/10.1007/S10745-023-00453-6/FIGURES/2

Mounir Fouad (2021). Modélisation forestière et prévision de la productivité de l’arganier : Analyse de l’itération 1 et de planification 2022. 57p.

Mureșan, H. B., Călin, A. D., & Coroiu, A. M. (2020). Overview of Recent Deep Learning Methods Applied in Fruit Counting for Yield Estimation. *Studia Universitatis Babeș-Bolyai Informatica*, *65*(2), 50. https://doi.org/10.24193/subbi.2020.2.04

Peltier, JP. (1982). La végétation du bassin versant de l’oued Souss (Maroc). Thèse de Doctorat ès-Sciences Univ Sci Médic Grenoble, 201p.

Qarro M., Sabir M., Haboudane I., (2011). Diagnostic de la situation actuelle des systèmes arganiers. Rabat, Maroc. Institut Royal de la Culture Amazighe, Centre des Etudes Historiques et Environnementales. 211p.

Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2015). *You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection*. http://arxiv.org/abs/1506.02640

Romagny, B., Boujrouf, S., Errays, N. A., & Benkhallouk, M. (2016). Chapitre 14. La filière « huile d’argan » au Maroc. *Les Terroirs Au Sud, Vers Un Nouveau Modèle ?*, 271–289. https://doi.org/10.4000/BOOKS.IRDEDITIONS.25997

Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2020). *U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation*. Retrieved April 9, 2024, from http://lmb.informatik.uni-freiburg.de/

Saddik, A., Latif, R., Abualkishik, A. Z., El Ouardi, A., & Elhoseny, M. (2023). Sustainable Yield Prediction in Agricultural Areas Based on Fruit Counting Approach. *Sustainability*, *15*(3), 2707. https://doi.org/10.3390/su15032707

Sapkota, R., Ahmed, D., & Karkee, M. (2020). *Comparing YOLOv8 and Mask RCNN for object segmentation in complex orchard environments*.

Shelhamer, E., Long, J., & Darrell, T. (2014). Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *39*(4), 640–651. https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2572683

Strahler, A. H., Woodcock, C. E., & Smith, J. A. (1986). On the nature of models in remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, *20*(2), 121–139. https://doi.org/10.1016/0034-4257(86)90018-0

Tan, M., & Le, Q. V. (2019). *EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks*.

Widiane El Azzabi (2018). Impact des techniques sylviculturales sur la production en fruit de l'arganiculture et l'arganeraie naturelle (cas des communes de plaine : rasmouka et chtouka ait baha). Mémoire de 3e cycle, ENFI, Salé.

Xiao, F., Wang, H., Li, Y., Cao, Y., Lv, X., & Xu, G. (2023). Object Detection and Recognition Techniques Based on Digital Image Processing and Traditional Machine Learning for Fruit and Vegetable Harvesting Robots: An Overview and Review. In *Agronomy* (Vol. 13, Issue 3). MDPI. https://doi.org/10.3390/agronomy13030639

Xiao, F., Wang, H., Xu, Y., & Zhang, R. (2023). Fruit Detection and Recognition Based on Deep Learning for Automatic Harvesting: An Overview and Review. In *Agronomy* (Vol. 13, Issue 6). MDPI. https://doi.org/10.3390/agronomy13061625

Zabawa, L., Kicherer, A., Klingbeil, L., Töpfer, R., Kuhlmann, H., & Roscher, R. (2020). *Counting of Grapevine Berries in Images via Semantic Segmentation using Convolutional Neural Networks*. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.04.002

Zeiler, M. D., & Fergus, R. (2014). *LNCS 8689 - Visualizing and Understanding Convolutional Networks*.

Zhang, C., Ding, H., Shi, Q., & Wang, Y. (2022). Grape Cluster Real-Time Detection in Complex Natural Scenes Based on YOLOv5s Deep Learning Network. *Agriculture (Switzerland)*, *12*(8). https://doi.org/10.3390/agriculture12081242