

Article

Détection individuelle des palmiers à l'aide de l'apprentissage en profondeur sur l'imagerie RVB pour prendre en charge l'inventaire des arbres

Maria Culman ^{1,2}, Stéphanie Delalieux ^{1,*}, et Kristof Van Tricht ¹

ID

¹ Institut flamand de recherche technologique-VITO NV, Boeretang 200, 2400 Mol, Belgique ; mariaalejandra.culmanforero@kuleuven.be (MC) ; kristof.vantricht@vito.be (KVT) Division Forêt,

² Nature et Paysage, KU Leuven, 3001 Louvain, Belgique Correspondance : stephanie.delalieux@vito.be

*

Reçu : 31 août 2020 ; Accepté : 16 octobre 2020 ; Publié: 22 octobre 2020



Abstrait: Phénix les palmiers couvrent plus de 1,3 million d'hectares dans les régions de la Méditerranée, du Moyen-Orient et de l'Afrique du Nord et ils représentent des atouts très appréciés à des fins économiques, environnementales et culturelles. Malgré leur importance, les informations sur le nombre de palmiers et la répartition des palmiers sur différentes scènes sont difficiles à obtenir et, par conséquent, limitées. Dans ce travail, nous présentons le premier inventaire spatial régional des Phénix dactylifera (palmier dattier) et Phénix canariensis (palmiers canaris), sur la base d'images à distance de la province d'Alicante en Espagne. Une architecture d'apprentissage en profondeur basée sur des réseaux de neurones convolutifs (CNN) a été mise en œuvre pour générer un modèle de détection capable de localiser et de classer des palmiers individuels à partir d'images aériennes RVB haute résolution. Lorsque l'on considère que la création de grands ensembles de données d'images étiquetées est une contrainte dans la détection d'objets appliquée aux données de télédétection, en tant que stratégie de pré-formation des modèles de détection sur une tâche similaire, des images et des palmmaps de la communauté autonome des îles Canaries ont été utilisées. Par la suite, ces modèles ont été transférés pour un recyclage avec des images d'Alicante. Le modèle le plus performant était capable de cartographier Phénix palmiers dans différentes scènes, avec un aspect changeant, et avec des âges variés, atteignant une précision moyenne moyenne (carte) valeur de 0,861. Au total, 511 095 Phénix des palmiers avec un score de probabilité supérieur à 0,5 ont été détectés sur une superficie de 5816 km². Le modèle de détection, qui a été obtenu à partir d'un détecteur d'objets prêt à l'emploi, RetinaNet, fournit une méthode simple et rapide pour cartographier les palmiers dattiers et canaris isolés et densément répartis - et d'autres Phénix palmiers. L'inventaire des palmiers établi ici fournit des informations quantitatives sur Phénix distribution des palmiers, qui pourrait être utilisée comme référence pour le suivi à long terme de l'état des palmiers. En plus d'augmenter l'inventaire des palmiers dans plusieurs paysages à grande échelle, le modèle de détection montre comment les techniques de traitement d'images basées sur l'apprentissage en profondeur exploitent la compréhension des images à partir des données de télédétection.

Mots clés: images aériennes; apprentissage automatique; détection d'objets; inventaire des arbres; palmiers; réseaux de neurones convolutifs; grande échelle; cartographie environnementale

1. Introduction

Phénix les palmiers couvrent plus de 1,3 million d'hectares de terres agricoles dans les régions de la Méditerranée, du Moyen-Orient et de l'Afrique du Nord [1]. L'espèce la plus commune de la Phénix genre sont le palmier dattier (*P. dactylifera* L.) et l'alpiste (*P. canariensis* hort. ex Chabaud), en raison de la production fruitière [2,3], conservation du patrimoine historique [4,5], et l'usage ornemental [6,7]. Du fait de leur exploitation depuis l'Antiquité pour le commerce, la nutrition, la santé, le paysage, la construction, et autres, les palmiers dattiers et les alpistes représentent des atouts de grande valeur dans le développement socio-économique de ces régions.^{2,8-dix}. Selon FAOSTAT [11], en 2017, les neuf premiers producteurs de dattes ont exporté 1,16 million de tonnes pour une valeur de 1,24 milliard de dollars. En Espagne, le domaine d'étude de

d'intérêt, les palmiers dattiers et les canaris sont des ressources centrales pour les communautés locales du sud-est du pays et des îles Canaries [12,13]. Ainsi, la protection et la préservation des Phénix les palmiers sont essentiels pour assurer le bien-être des sociétés qui bénéficient de leurs produits et services dérivés.

Un inventaire individuel des palmiers est essentiel pour surveiller la diversité et la santé des palmiers. Néanmoins, malgré Phénix l'importance des palmiers, les informations sur le nombre de palmiers et la répartition des palmiers sont rares, obsolètes et contradictoires. Par exemple, les chiffres sur le nombre de palmiers dattiers dans les plantations sont basés sur des estimations plutôt que sur des bases de données géospatiales ; au milieu des années 90, les estimations faisaient état de plus de 100 millions de palmiers [14] et, en 2012, les estimations faisaient état de plus de 120 millions de palmiers [15]. Ces estimations sont basées sur la production de palmier dattier. Cependant, ils excluent les palmiers présents dans les scènes non agricoles, comme ceux destinés à l'usage domestique et à l'amélioration du paysage ou ceux dans les populations naturelles de palmiers. Des chiffres détaillés sur le nombre d'alpistes ne sont disponibles que dans des endroits spécifiques d'intérêt public élevé. En outre, des informations générales sur le nombre et l'emplacement des Phénix palmiers dans les habitats naturels, les parcs publics et les jardins privés, n'est pas disponible car la gestion des palmiers est inexiste ou diffère d'un objectif commercial. Une telle situation limite la réponse précoce à l'un des ravageurs les plus mortels et les plus répandus dans le monde pour Phénix palmiers [16,17], le charançon rouge du palmier (RPW). La Commission européenne [18] a identifié le RPW comme une menace majeure pour les palmiers, causant une perte économique importante pour les alpistes touchés dans le bassin méditerranéen [19] et les palmiers dattiers dans la région du Golfe [16]. Parce que les premiers symptômes externes de l'infestation par le RPW sont à peine visibles [20,21], la capacité d'appliquer un traitement en temps opportun, vital pour garantir une fin non mortelle, est entravée. En ce sens, et surtout dans les zones non agricoles [22], Phénix l'inventaire des palmiers est essentiel pour permettre une observation étroite, un traitement et une évaluation des risques contre ce ravageur.

Réaliser un inventaire des arbres en utilisant des mesures sur le terrain est un processus gourmand en ressources et en temps [23], ce qui est quasi impossible au niveau de l'arbre individuel pour des espèces dispersées sur de grandes surfaces. L'utilisation de la télédétection (RS) a élargi l'échelle et a réduit le coût de l'inventaire des arbres en utilisant le balayage laser, les images satellites et aériennes [24–26]. Les techniques de vision par ordinateur appliquées à l'imagerie RS, en particulier les architectures d'apprentissage en profondeur basées sur des réseaux de neurones convolutifs (CNN), se sont avérées adaptées à la détection d'arbres en forêt [27], Urbain [28], et agricole [29] scènes. La raison en est que les CNN atteignent des performances remarquables dans les tâches de détection d'objets, car ils sont suffisamment complexes pour extraire des caractéristiques intrinsèques de haut niveau pour apprendre à identifier et étiqueter spatialement les objets [30,31]. Alors qu'en même temps, ils ne nécessitent pas plus qu'un ensemble d'images et leurs annotations correspondantes en entrée pour entraîner un modèle dans une approche d'apprentissage de bout en bout [31]. À l'heure actuelle, la recherche basée sur la RS pour effectuer un inventaire de palmier unique a été principalement appliquée au palmier à huile (*Elaeis guineensis* Jacq.), atteignant des métriques performantes avec des précisions de détection supérieures à 90 % [32–38]. Néanmoins, les palmiers à huile dans les plantations sont régulièrement plantés, et ils ont un aspect homogène en termes de couleur, de forme et de taille. Même si certains auteurs font référence au défi de la détection en raison du chevauchement des couronnes de palmier, le fait d'avoir une scène uniforme réduit la diversité et la complexité de l'apparence des objets géospatiaux. Par conséquent, l'inventaire d'un seul palmier dans différentes scènes - urbaines, rurales et naturelles - reste un défi passionnant, et des recherches plus poussées avec des architectures d'apprentissage en profondeur de pointe sont essentielles. De plus, les recherches antérieures sur la cartographie d'un seul palmier ont principalement utilisé des images satellites à haute résolution [32–34,36–40], qui permet l'utilisation de caractéristiques spectrales et de caractéristiques arithmétiques pour la détection de la paume au-delà des bandes rouge, verte et bleue (RVB). D'autres recherches ont utilisé des images à très haute résolution spatiale acquises par des aéronefs (par exemple, un véhicule aérien sans pilote (UAV)) [41,42], qui permet une description détaillée des couronnes de palmier. Cependant, l'acquisition des images à l'aide d'un petit drone suppose une limitation lorsque l'inventaire des arbres individuels envisagé doit être mené à l'échelle régionale, couvrant des centaines à des milliers de kilomètres carrés. La raison en est que la capacité de la batterie et la durée de vol sont intrinsèquement limitées [43], rendant la planification de mission impossible à une telle échelle. De plus, la recherche basée sur la RS pour effectuer la détection des palmiers à grande échelle a été appliquée pour cartographier des zones étendues de palmiers plantés - des plantations industrielles de palmiers à huile pour la classification de la couverture terrestre [44–48]—plutôt que de cartographier des palmiers individuels en raison de l'utilisation d'une imagerie à résolution spatiale moyenne à faible (30 à 250 m). Une raison d'utiliser ce

l'imagerie est gratuite, mais elle empêche les méthodes de détecter des arbres isolés car la résolution est trop grossière. Par conséquent, la détection individuelle de palmiers à travers différentes scènes, en s'appuyant uniquement sur des images RVB, à une échelle régionale est abordée dans ce travail.

Sur la base d'observations in situ et d'images aériennes RVB haute résolution, Phénix les palmiers des régions espagnoles d'Alicante et des îles Canaries sont présents dans des peuplements naturels, semi-naturels et cultivés, dispersés et inégalement répartis en petits et grands bosquets, et avec une taille et une hauteur de cime irrégulières. **Dans cet article, nous proposons un modèle de détection pour les localiser et les classer individuellement, basé sur une architecture de détection de deep learning de pointe, RetinaNet [49].** Tout d'abord, les modèles de détection de palmiers sont pré-entraînés, tout en utilisant une combinaison d'ensembles de données étiquetés non supervisés et supervisés des îles Canaries. Deuxièmement, ces modèles sont transférés pour le recyclage avec un ensemble de données étiqueté supervisé d'Alicante. En outre, troisièmement, le modèle le plus performant est utilisé pour effectuer l'inventaire individuel des palmiers. **La contribution de l'étude se réfère à la présentation de l'application d'une architecture de détection d'objets bien établie en vision par ordinateur dans un problème d'observation de la Terre (EO), tel que l'inventaire des arbres, pour démontrer à la communauté EO comment les techniques de traitement d'images basées sur l'apprentissage en profondeur tirent parti compréhension de l'image à partir des données RS.**

2. Zone d'étude

L'étude a porté sur les régions espagnoles des îles Canaries et d'Alicante, reconnues pour la présence de Phénix palmiers. Chiffre1 représente l'emplacement et l'extension des sites d'étude. Les palmiers canaris se caractérisent par des troncs épais, des feuilles vert foncé enfronde couronnes et petits fruits [7,dix,50]. En comparaison, les palmiers dattiers ont des troncs minces relativement plus longs, produisent des ramifications, ont des feuilles de couleur glauque dans une canopée moins dense et possèdent des fruits et des graines plus gros [dix,50,51]. Obon et al. [dix] a exécuté une description détaillée de la situation le Phénix palmiers en Europe, en considérant à la fois les palmiers naturels et semi-naturels dans différents habitats. En explorant 103 sites, 69 dans la communauté autonome des Canaries et 10 dans la province d'Alicante, ils ont mis en évidence la diversité génétique et d'origine desPhénix palmiers, qui représente la gamme complète de phénotypes et de variation de site pour ces palmiers.

2.1. les îles Canaries

La communauté autonome des Canaries (28° N, 16° W) est situé dans l'océan Atlantique à le sud de l'Espagne (figure 1b). Le site contient sept îles qui s'étendent sur une superficie de 7493 km². Aux Canaries, où le palmier canari est une espèce endémique, un Phénix la carte des palmiers publiée en 2017 représentait 542 680 Phénix palmiers parmi les canaris, les dattiers et les hybrides [52]. Nous avons utilisé la carte pour aider à générer un grand ensemble de données étiquetées de trois îles, La Gomera ($28^{\circ}06'N$, $17^{\circ}08'W$), La Palma ($28^{\circ}40'N$, $17^{\circ}52'W$), et El Hierro ($27^{\circ}45'N$, $18^{\circ}00'W$). Outre les palmiers dans les habitats naturels et les palmiers dans les populations cultivées, des palmiers ont été trouvés dans des zones agricoles abandonnées, accompagnés d'une végétation arbustive [dix], ce qui, comme expliqué plus loin, pourrait affecter leur détection. Les hybrides entre le canari et la datte, introduits dans les îles, sont courants [dix,53].

2.2. Alicante

La province d'Alicante ($38^{\circ}30'N$, $0^{\circ}30'W$) est situé dans la communauté autonome de Valence au sud-est de l'Espagne ; couvrant une superficie de 5816 km². Ici, les palmiers dattiers sont cultivés dans des plantations, tandis que les palmiers canaris sont cultivés dans des pépinières. Les palmiers dattiers semi-naturels se présentent sous forme d'individus dispersés, de bouquets de palmiers et de grappes de palmiers parmi les vergers abandonnés dans les vallées et les ravins [dix]. Les palmiers dattiers et canaris ornementaux se trouvent dans les espaces publics et les jardins privés. Pour réaliser l'inventaire spatial régional des palmiers dattiers et des palmiers canaris sur l'ensemble de la province, l'imagerie sur la commune d'Elche a été sélectionnée afin de générer un petit jeu de données étiqueté représentant la situation dePhénix palmiers à Alicante.

Elche la municipalité ($38^{\circ}16'1"N$, $0^{\circ}41'54"W$, 86 m au-dessus du niveau de la mer) est situé dans la province d'Alicante dans le cadre de la communauté autonome de Valence au sud-est de l'Espagne (Figure 1c). Il s'étend sur

une superficie de 326 km². A Elche, un lieu emblématique pour Phénix palmiers, un recensement des palmiers en 1998 181 138 palmiers dattiers [54]. Dans les zones urbaines et rurales de la municipalité, les palmiers dattiers et canaris peuvent être trouvés dans différentes scènes avec des caractéristiques diverses et des schémas de plantation non uniformes. Chiffre2 dépeint les différentes scènes identifiées en vue de dessus et les divers degrés de complexité pour inventaire individuel des palmiers.

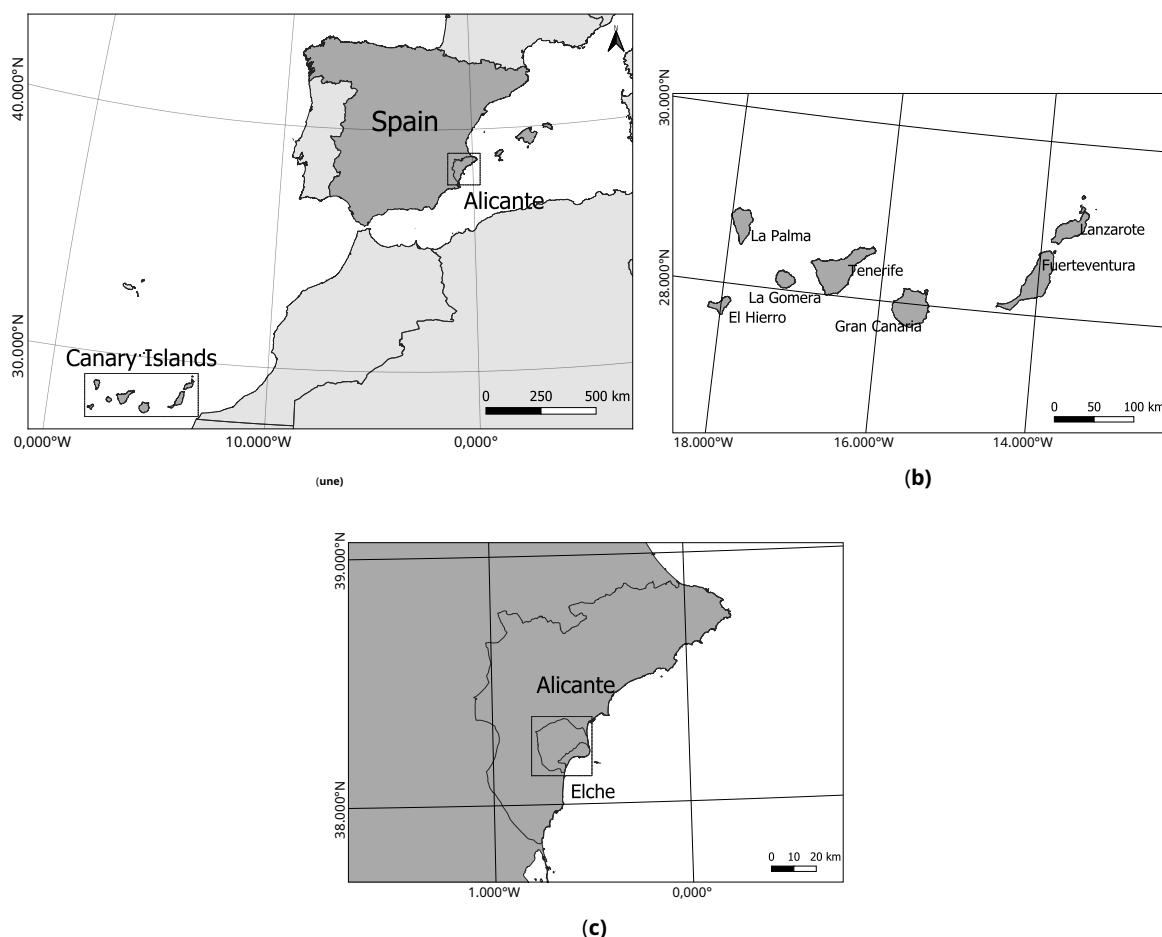


Figure 1. Aperçu des sites d'étude : (a) La province d'Alicante et l'emplacement des îles Canaries sur le territoire espagnol, (b) les sept îles de la communauté autonome des îles Canaries, et (c) la province d'Alicante et la municipalité d'Elche.

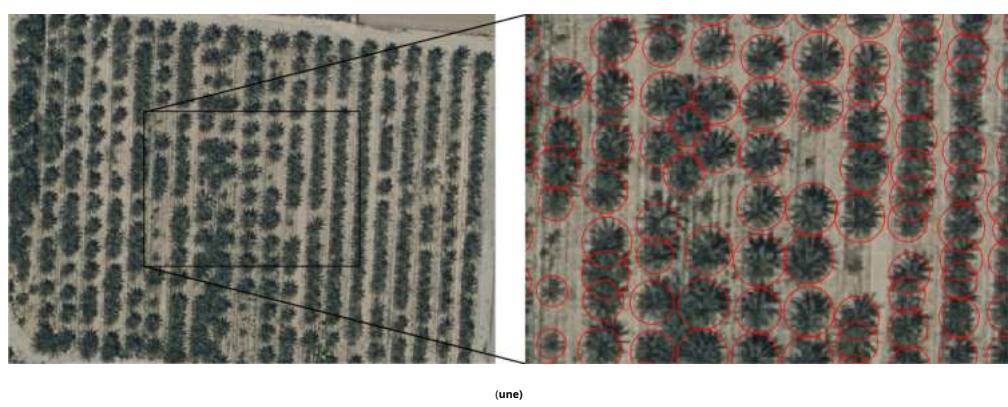


Figure 2. Suite



Figure 2. Images vues de dessus contenant Phénix palmiers à Elche : **(une)** plantation de palmiers dattiers, **(b)** verger de palmiers dattiers en zone urbaine, **(c)** parc public, et **(ré)** jardins privés. Un gros plan de chaque scène avec des annotations manuelles de palmiers – présentées sous forme de cercles rouges – a été inclus pour illustrer la difficulté de détection. Images dérivées d'Ortofoto RGB 2018 CC BY 4.0 © c Institut Cartogràfic Valencià, Generalitat ; OrtoPNOA 2018 CC BY 4.0 www.scne.es.

3. Données et méthodologie

3.1. Imagerie de télé-détection et PalmMap

Les produits de données de télé-détection qui ont été utilisés sur les zones d'étude ont été obtenus auprès des services des gouvernements nationaux et locaux pour l'infrastructure de données spatiales, à savoir : Centro Nacional de Información Geográfica (CNIG : <http://www.ign.es/>, <http://centrodedescargas.cnig.es/>), Cartográfica de Canarias SA (GRAFCAN : <https://www.idecanarias.es/>, <https://opendata.sitcan.es/>), et l'Institut Cartogràfic Valencià (ICV : <http://www.icv.gva.es/>, <http://www.idev.gva.es/>). Pour les îles Canaries, des images orthophotographiques RVB avec une résolution spatiale de 20 cm ont été utilisées (ID de ressource : spagrafcn_226ORTO20cm2018_20190101 ; Ortofoto RGB 2018 CC BY 4.0 Cartográfica de Canarias SA).

Gobierno de Canarias; OrtoPNOA 2018 CC BY 4.0 www.scne.es). Les images ont été acquises entre juillet et septembre 2018 et publiées en janvier 2019. Pour Alicante, y compris Elche, nous avons utilisé des images orthophotographiques RVB avec une résolution spatiale de 25 cm (ID de ressource : OFCV2018RGB_DATO ; Ortofoto RGB 2018 CC BY 4.0 © c Institut Cartogràfic Valencià, Generalitat ; OrtoPNOA 2018 CC BY 4.0 www.scne.es). L'imagerie a été acquise en juin et juillet 2018 et publiée en décembre 2018. En outre, pour les îles Canaries, une carte contenant la position de Phénix palmiers a été utilisé. La carte a été publiée en 2017 par le Service Biodiversité du gouvernement local et financée par le Fonds européen de développement régional (FEDER) [52]. Il a été développé entre 2015 et 2017, et il contient des points indiquant la position de chacun. Phénix paume. L'objectif était de géolocaliser, catégoriser la scène et classer les espèces de Phénix palmes au niveau individuel. En ce sens, les autorités ont signalé que les palmiers sont cultivés à 22,71 % dans des environnements naturels, 21,11 % dans des environnements agricoles et ruraux, 9,69 % dans des environnements domestiques et ruraux, 7,02 % dans des routes interurbaines, 22,46 % dans des jardins publics et urbains ouverts, 15,79 % dans les jardins urbains privés et domestiques, 1,12 % sont dans des zones différentes, et les 0,10 % restants n'ont pu être affectés à l'une des catégories ci-dessus [52]. De plus, les autorités ont indiqué que la répartition des espèces était de 97,65% de palmiers canaris, 0,39% de palmiers dattiers, tandis que les autres sont censés être des palmiers hybrides [52].

3.2. Expériences et montage expérimental

Nous proposons de mettre en œuvre une méthode de détection de deep learning de pointe, RetinaNet [49], afin de créer un modèle profond capable de détecter Phénix palmiers-dattiers et alistes-de l'imagerie aérienne RVB sur les zones d'étude pour trois raisons. Le premier est qu'en étant RetinaNet un détecteur d'objets à une seule étape, combine la classification et l'apprentissage de la localisation dans un réseau, cela permet un temps d'inférence plus court, par rapport aux détecteurs d'objets à deux étapes comme Faster-RCNN [55,56]. C'est un avantage crucial lorsque l'on entend prédire des objets sur des zones étendues comme dans les inventaires d'arbres. Le second est que RetinaNet s'est distingué par une meilleure détection des objets de petite et moyenne taille [55], ce qui est précieux pour détecter les couronnes d'arbres de petite taille dans les images aériennes (inférieures à 25 × 25 pixels). Sans oublier que la présence d'un Feature Pyramid Network (FPN) [57] permet au détecteur de reconnaître des objets à des niveaux très différents [58] qui garantissent la détection des cimes des arbres, malgré leur taille variable. Dans le cas particulier de Phénix palmiers, les jeux de données contiennent des couronnes d'une taille minimale de 9 × 9 pixels et un maximum de 67 × 67 pixels. De plus, le troisième est que RetinaNet inclut une fonction de perte focale qui force l'apprentissage principalement sur des exemples durs [49,59], améliorant considérablement la précision de détection [58]. Ces exemples sont considérés comme des détections difficiles car ils obtiennent des prédictions de confiance moyenne, de sorte que le modèle a du mal à les admettre ou à les rejeter en tant qu'objet cible. Pour Phénix palmiers, c'est la clé, car des exemples durs pourraient être attendus et décisifs dans la formation comme des couronnes de palmiers présentes dans des apparences variables et des scènes multiples. Annexe A explique brièvement comment fonctionne RetinaNet.

Étant donné que les algorithmes d'apprentissage en profondeur nécessitent d'énormes quantités d'échantillons d'apprentissage et que, dans le domaine RS, il existe une disponibilité limitée de grands ensembles de données d'images étiquetées [60,61], deux stratégies bien connues pour surmonter les problèmes résultant de l'absence de données de formation ont été utilisées. L'apprentissage par transfert a été utilisé pour conserver l'extraction d'objets visuels en profondeur apprise par les modèles initiaux, qui ont été formés sur un ensemble de données volumineux et similaire, et exploité en les utilisant comme point de départ dans la formation de nouveaux modèles. D'autre part, des opérations d'augmentation de données ont été appliquées afin d'agrandir la taille des jeux de données. De telles opérations impliquaient de modifier légèrement les patchs d'images existants en les faisant pivoter, redimensionner, basculer et modifier le contraste, la luminosité, la saturation, entre autres actions. Le but de l'ajout de ces patchs d'images modifiés est d'introduire une variabilité d'apparence qui renforce les capacités descriptives et de généralisation du modèle.

Pour la création de l'ensemble de données étiqueté, les images des îles Canaries et d'Alicante et les Phénix palmmap des îles Canaries ont été utilisées, comme le montre la figure 3. Les données étiquetées non supervisées font référence à des annotations générées automatiquement, tandis que les données étiquetées supervisées font référence à des annotations manuelles créées par inspection visuelle. L'idée d'utiliser sans surveillance

et les ensembles de données étiquetés supervisés ont été inspirés par les travaux de Weinstein et al. [27]. Ils ont utilisé une approche semi-supervisée pour d'abord créer des données bruitées pour la formation initiale à l'aide de méthodes non supervisées et ont reformé le modèle de détection de couronne d'arbre résultant avec des données étiquetées de haute qualité. Du point annoté Phénix carte palmaire des îles Canaries, des ensembles de données étiquetés non supervisés et supervisés ont été obtenus (disponibles dans le matériel supplémentaire). Avec ces annotations, respectivement de faible qualité et de haute qualité, le modèle d'apprentissage en profondeur a eu la chance d'apprendre les caractéristiques initiales du palmier. Les expériences expliquées ci-dessous nous ont permis d'évaluer les avantages et les inconvénients de l'utilisation et de la combinaison de ces deux classes de jeux de données dans l'apprentissage par transfert. Appendice B présente des détails sur la création et les caractéristiques des jeux de données.

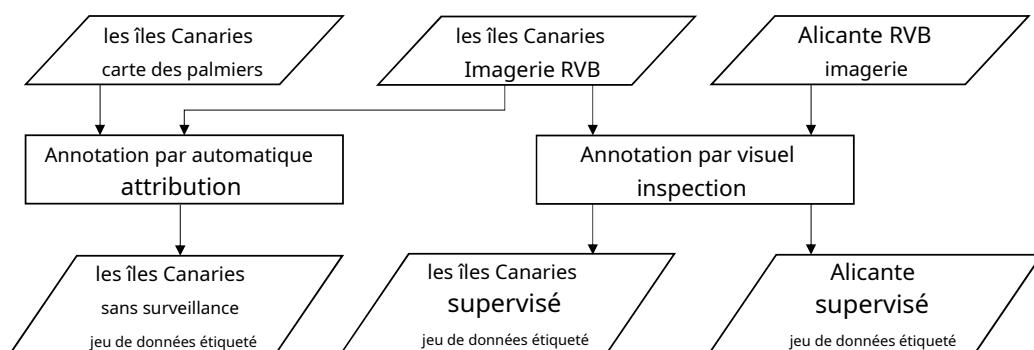


Figure 3. Organigramme de la création de jeux de données étiquetés non supervisés et supervisés des îles Canaries et d'Alicante.

Nous proposons trois approches pour lesquelles les modèles résultants sont comparés à un modèle de base en ce qui concerne leurs performances de détection de Phénix paumes (figure 4). À chaque étape de la formation, un nouvel ensemble de données est fourni au modèle, de sorte que les trois sont séparés. Comme approche de base, A0, nous avons formé un modèle de détection avec uniquement l'ensemble de données d'Alicante de petite taille et étiqueté à la main, en utilisant ResNet-50 comme réseau pré-entraîné (Figure 4a). Dans A1, nous avons formé un modèle de détection initial avec l'ensemble de données de taille moyenne, étiqueté à la main, des îles Canaries, puis nous l'avons réformé en affinant avec l'ensemble de données d'Alicante étiqueté à la main (Figure 4b). Dans A2, nous avons formé un modèle de détection initial avec l'ensemble de données de grande taille et étiqueté bruyant des îles Canaries, puis nous l'avons réentraîné en affinant avec l'ensemble de données Alicante étiqueté à la main (Figure 4c). Dans A3, nous avons utilisé le jeu de données des îles Canaries étiqueté bruyant afin d'entraîner un modèle, puis nous l'avons ré-formé avec un jeu de données des îles Canaries de taille moyenne, étiqueté à la main. Après cela, nous l'avons ré-entraîné en affinant avec l'ensemble de données Alicante étiqueté à la main (Figure 4d). Resnet-50 a été utilisé pour initialiser l'apprentissage des trois approches avec l'apprentissage par transfert. Après la sélection de la meilleure approche et considérant qu'à ce stade du processus d'apprentissage, seules les images contenant des palmiers ont été introduites dans l'algorithme d'apprentissage en profondeur, une dernière étape de raffinement a été exécutée. Le modèle résultant a été réformé afin de combiner les exemples positifs de l'ensemble de données de petite taille d'Alicante avec des exemples négatifs (Figure 4e).

Comme présenté plus loin dans la section des résultats, un tel affinement est nécessaire pour mieux gérer la détection de la paume dans les scènes, où Phénix les palmiers ne sont pas la végétation prédominante ou ne sont pas présents - scènes sans palmier. Ainsi, le but de la comparaison des approches était de définir la meilleure façon d'exploiter les Phénix jeu de données sur les palmiers des îles Canaries pour le Phénix détection de palmiers à Alicante, c'est-à-dire comment trouver autant de palmiers que possible en transférant l'apprentissage sur un ensemble de données similaire. En revanche, l'objectif du raffinement final était de réduire le taux de faux positifs dans le contexte local d'Alicante. L'ensemble de données de test (tableau A1) comprenait des images d'Elche et d'autres localités d'Alicante, afin d'évaluer au préalable la capacité de généralisation du modèle. Cet ensemble de données intègre des scènes de palmier avec des scènes sans palmier.

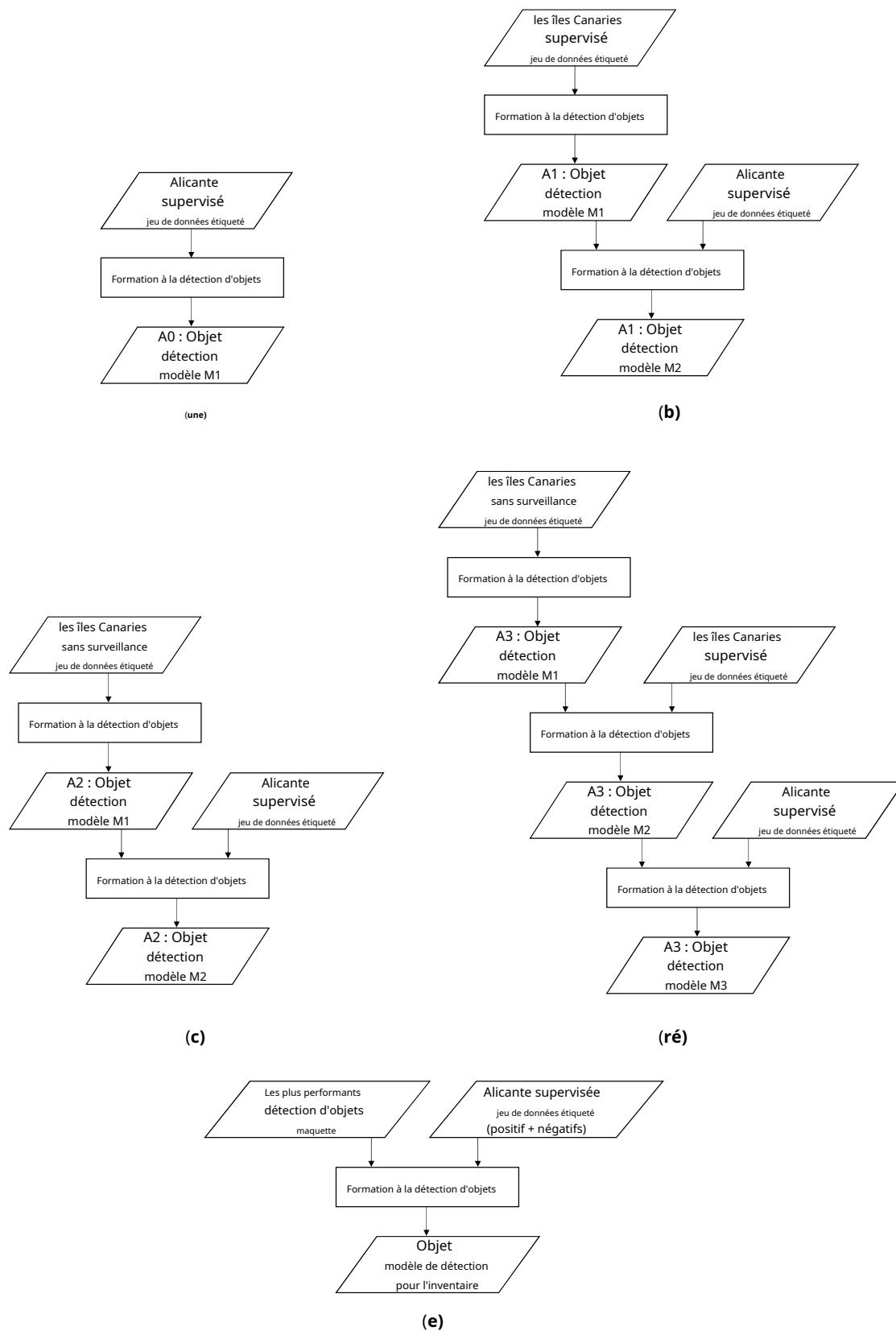


Figure 4. Organigramme des approches de formation proposées, A1, A2 et A3, tout en utilisant des données étiquetées non supervisées et supervisées, et l'approche de formation de base A0. De plus, la dernière étape du processus d'apprentissage. **(une)** Approche A0, **(b)** Approche A1, **(c)** Approche A2, **(ré)** Approche A3, et **(e)** formation finale du modèle le plus performant.

Une implémentation Keras de RetinaNet a été utilisée pour réaliser les formations. Il a comme backend Tensorflow et il a été exécuté sur un ordinateur Ubuntu 16.04 64 bits avec 8 Go de mémoire vidéo à partir d'une unité de traitement graphique GeForce GTX 1080 (Nvidia Corp., Santa Clara, CA, USA). La mise en œuvre est disponible sur [62]. Au cours du processus d'apprentissage, les patchs d'images ont été présentés via le réseau par lots de taille 4. Les résultats expérimentaux ont montré qu'il s'agissait de la taille de lot maximale gérable par l'unité de traitement graphique avant de produire un événement de mémoire insuffisante (MOO). La taille du lot est un paramètre qui affecte à la fois les performances du modèle et le temps d'entraînement ; par conséquent, son ajustement est important. Néanmoins, les événements précédents nous ont empêchés d'explorer ses effets en conjonction avec d'autres paramètres ajustables. Nous avons également défini le nombre d'étapes, en fonction de la taille du jeu de données, ce qui nous a permis d'avoir des points de contrôle périodiques qui fournissent des données de performance sur la progression de l'apprentissage. De plus, nous avons appliqué l'optimisation de la boîte d'ancre rapportée par [63] ; cela permet de modifier la taille minimale d'un emplacement candidat, qui dans RetinaNat est fixée à 32× 32 pixels [49]. Par conséquent, pour chaque ensemble de données, nous définissons des taux et des échelles optimisés pour les annotations.

3.3. Évaluation

Nous avons calculé différentes métriques basées sur la précision, le rappel et l'intersection sur l'union, qui quantifie la capacité de classification et de localisation, afin d'évaluer les performances de la méthode d'apprentissage en profondeur évolutive [64]. Tableau 1 résume les métriques d'évaluation utilisées sur les ensembles de données, la précision moyenne (PA), et Coefficient de similarité des dés (F1 – But). Le PA estime la zone sous la précision (P)-Rappeler (R) et elle est définie comme la précision moyenne à un ensemble de onze niveaux de rappel également espacés (de 0 à 1 avec un pas de 0,1) par le Pascal VOC Challenge [64]. Dans notre cas, puisque nous n'avons que palms comme classe d'objets, le PA correspond à la précision moyenne moyenne (carte), qui est le calcul de PA sur toutes les classes d'objets cibles. Le F1 – But vise à équilibrer la pertinence de la précision et du rappel de manière égale ; c'est pourquoi il est défini comme la moyenne harmonique des deux métriques.

Tableau 1. Mesures de performance pour l'évaluation. TP sont des détections de paume correctes, FP sont une mauvaise paume détections, et FN sont des détections de paume manquées.

Mesure	Formule
Précision (P)	$P = \frac{TP}{TP + PF}$
Rappeler (R)	$R = \frac{TP}{TP + FN}$
Précision moyenne (PA)	$PA = \frac{1}{11} \sum_{R\{0,0.1,\dots,1\}} P(R)$
Coefficient de similarité des dés F1– But)	$F1 - note = 2 \times \frac{P \times R}{P + R}$

Pour toutes les approches, les ensembles de données ont été divisés au hasard en formation et validation avec une proportion de 80 à 20 %. Les ensembles de données de validation ont permis d'évaluer les performances de détection selon les métriques sélectionnées. En raison de la taille limitée de l'ensemble de données d'apprentissage d'Alicante, une validation croisée par cinq a été appliquée afin de réduire le biais dans l'opération de division aléatoire. Appendice B présente des détails sur le fractionnement des ensembles de données.

4. Résultats

4.1. Performances d'entraînement

Les résultats de détection des ensembles de données de validation ont été évalués pour sélectionner le meilleur modèle évolutif pour la suite Phénix inventaire des palmiers d'Alicante. À partir des trois approches de formation appliquées avec l'apprentissage par transfert, le modèle résultant de A1 (Figure4) ont obtenu les meilleures performances de détection, suivis de A3 et A2, comme présenté dans le tableau 2. Comme A1 et A3 partagent l'utilisation de données annotées manuellement avant la formation finale, cela démontre que, dans notre cas, l'ensemble de données étiqueté moyen et supervisé favorise l'amélioration du processus d'apprentissage des caractéristiques de la couronne de palmier plutôt que l'ensemble de données étiqueté étendu et non supervisé. Les métriques de performance du modèle de l'approche de base, A0, ont été incluses dans le tableau pour être comparées à celles des approches d'apprentissage par transfert. Comme attendu, ce modèle est moins performant, ce qui peut indiquer que, pour les applications RS, il est avantageux, lorsque cela est possible, d'adapter les réseaux pré-entraînés sur images naturelles aux images RS plutôt que d'utiliser directement des réseaux pré-entraînés sur images naturelles. Avec les approches définies, nous avions l'intention de fournir un modèle pré-entraîné qui a été personnalisé pour Phénix détection de couronnes de palmiers sur images aériennes. Il est à noter que A0 nécessitait moins de ressources, comme le temps de formation et l'utilisation de la mémoire. Dans l'évaluation, toutes les métriques ont été calculées en utilisant un seuil de score de probabilité prédit de 0,2 et une intersection sur union (IoU) de 0,4. Ce seuil légèrement inférieur à la normale tient compte du fait que les annotations manuelles pour des objets plus petits qu'environ 25x 25 pixels contiennent souvent une erreur humaine allant jusqu'à 5 pixels en moyenne [65].

Tableau 2. Résultats de l'évaluation des approches de formation proposées. Les valeurs correspondent à la moyenne performances obtenues lors de la validation croisée à cinq volets ensembles de données d'Alicante. Le gras représente les valeurs supérieures.

Modèle résultant	R	P	PA	F1 – But
A0-M1	0,6665	0,6204	0,7141	0,6431
A1-M2	0,6766	0,7810	0,8611	0,7251
A2-M2	0,7329	0,6402	0,8140	0,6834
A3-M3	0,7048	0,7046	0,8311	0,7047

Les courbes de précision-rappel pour les modèles résultants sont tracées dans la figure 5. Comme indiqué, A1 a le meilleures performances en plaçant sa courbe avec les valeurs les plus élevées. Au seuil de 0,2, toutes les approches atteignent le meilleur point d'équilibre, que nous avons défini comme la différence minimale entre le rappel et la précision atteint par chacune. Les courbes des différentes approches permettent d'observer qu'à scores de rappel égaux, A1 fournit des scores de précision plus élevés. En d'autres termes, à un seuil de score de probabilité de 0,2, lorsque le modèle prédit une paume, il est correct 78,10% du temps, alors qu'il identifie correctement 67,66% de tous les palmiers. Ainsi, nous pouvons affirmer que l'adaptation du réseau pré-entraîné avec les données étiquetées supervisées des îles Canaries prend en charge un taux de détection plus élevé conservateur de Phénix palmiers dans l'ensemble de données d'Alicante.

Chiffre 6 montre des exemples de Phénix résultats de détection de palmiers qui ont été produits par les quatre approches. Il illustre la capacité variable des approches à apprendre à détecter les couronnes de palmier, malgré leur apparence changeante en termes de taille, de couleur, d'âge et de forme, et présente dans plusieurs scènes. Comme prévu, A1 a des performances supérieures, suivi par A3 et A2. A0 a la plus faible capacité de détection Phénix palmiers. Les conclusions expérimentales qui peuvent être tirées de l'observation sont que, en premier lieu, la plupart des palmiers non détectés sont associés à des caractéristiques relativement inhabituelles, qui ne sont pas bien représentées dans l'ensemble de données d'entraînement en tant qu'individus peu communs. Deuxièmement, la détection est difficile lorsque les paumes se chevauchent, car le modèle doit définir où commence une couronne de paume et où elle se termine dans un premier plan encombré. De plus, les paumes qui se chevauchent avec des hauteurs différentes peuvent également conduire à des paumes manquantes en raison de l'occlusion. De plus, en troisième lieu, c'est que la détection fait face au défi de localiser Phénix palmiers malgré leurs couleurs diverses. En général, les palmiers dattiers sont

sur la teinte gris-vert et les alpistes sur la teinte vert foncé. Cependant, les palmiers peuvent aussi avoir feuilles de couleur plus foncée, ce qui peut être la raison pour laquelle les ombres des palmiers sont détectés par erreur comme des palmiers.

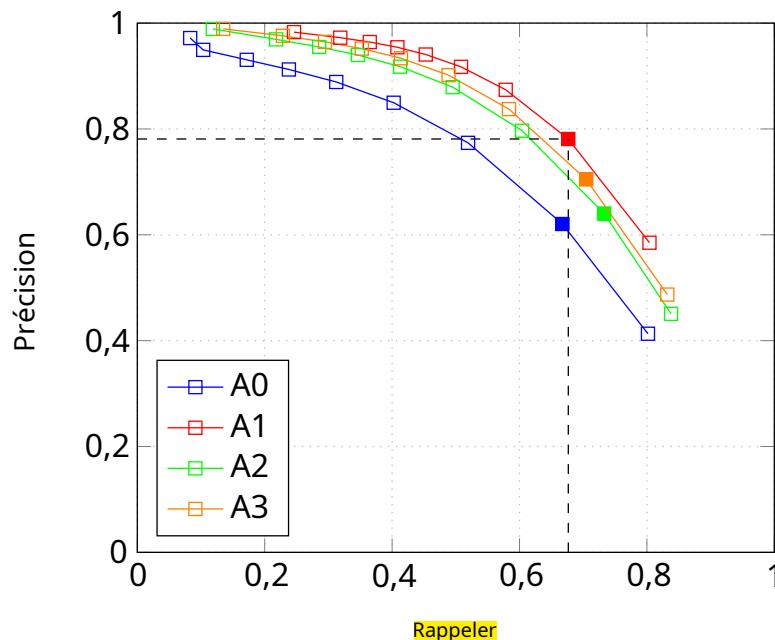
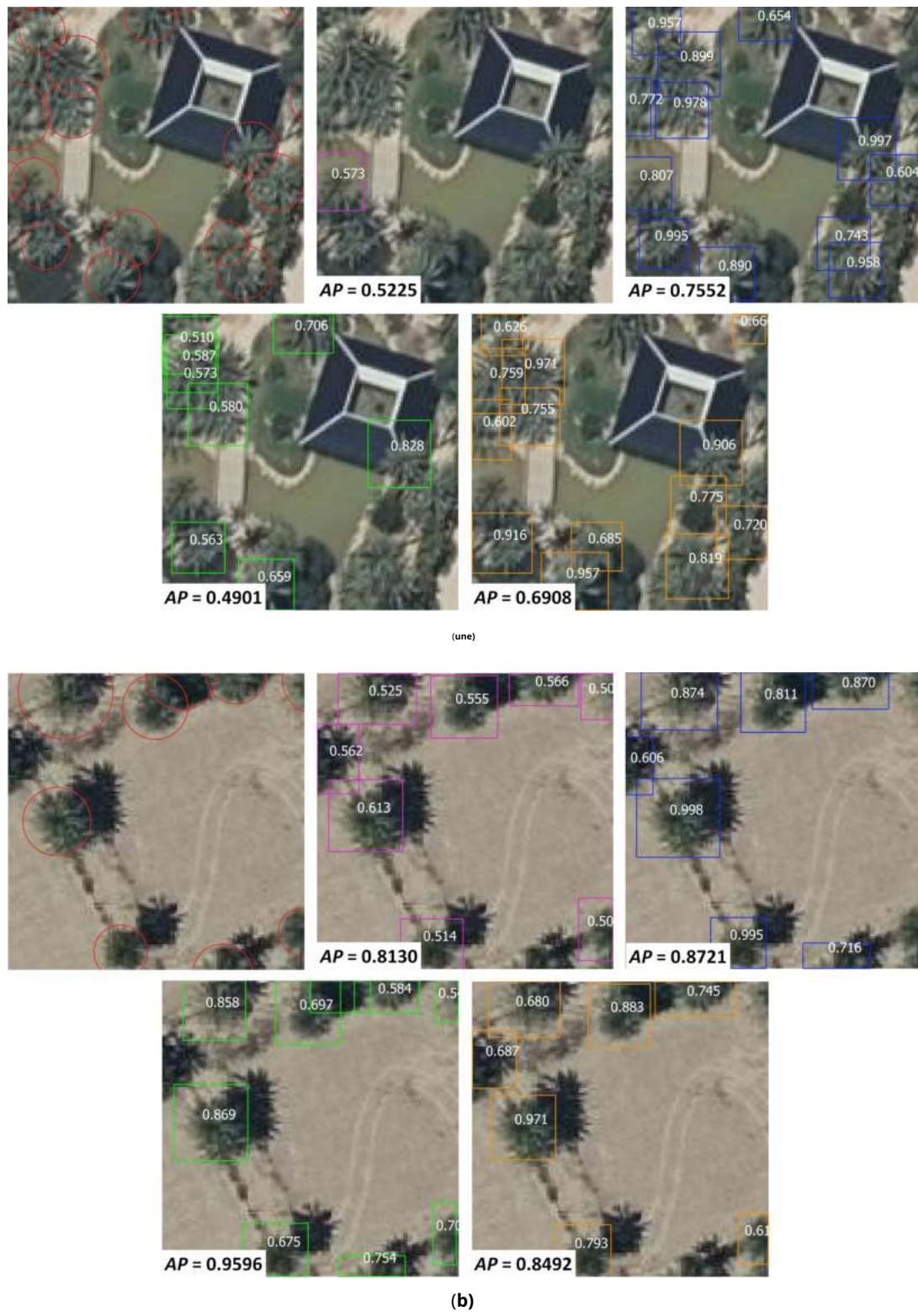


Figure 5. Courbes de rappel de précision pour sélectionner le meilleur seuil de score de probabilité qui garantit un compromis bien équilibré entre les deux métriques. Chaque point sur les courbes est moyené à partir de la sortie des modèles à un seuil particulier sur les cinq itérations de validation croisée. Le seuil est espacé de 0,1 à 0,9, avec un pas de 0,1. lePA et le F1 – But présenté dans le tableau 2 ont été calculés en utilisant les points sélectionnés. Pour A1, des lignes pointillées à un seuil de score de probabilité de 0,2 sont tracées pour indiquer la performance la plus élevée avec une précision de 78,10 % et un rappel de 67,66 %.

Tableau 3 présente les résultats d'évaluation des modèles intermédiaire et final afin d'observer les apprentissages réalisés à chaque étape des trois approches avec apprentissage par transfert. L'évaluation a été réalisée sur les jeux de données de validation croisée quintuple d'Alicante ; ainsi, les valeurs correspondent à la moyenne. On observe que la précision et le rappel sont en constante arbitrage. Par exemple, dans A3 du modèle M2 au modèle M3, le rappel est augmenté de 0,45 tandis que la précision est diminuée de 0,20. Cette situation signifie, pour toutes les approches, que le renforcement de la capacité de généralisation à reconnaître autant de Phénix paumes autant que possible - minimiser les faux négatifs, impliquait également de détecter de manière incorrecte d'autres objets comme Phénix paumes—augmentation des faux positifs. Dans l'ensemble, l'apprentissage avec l'ensemble de données étiqueté supervisé a contribué à une performance de précision plus élevée des modèles intermédiaires A1-M1 et A3-M2. Au contraire, le jeu de données étiqueté non supervisé a peu contribué aux performances des modèles intermédiaires A2-M1 et A3-M1. Par conséquent, dans notre cas, l'utilisation d'un ensemble de données étiquetées de taille moyenne et de haute qualité a donné de meilleurs résultats de détection que le transfert des caractéristiques apprises à partir d'un ensemble de données de grande taille et de faible qualité.

**Figure 6.** Suite

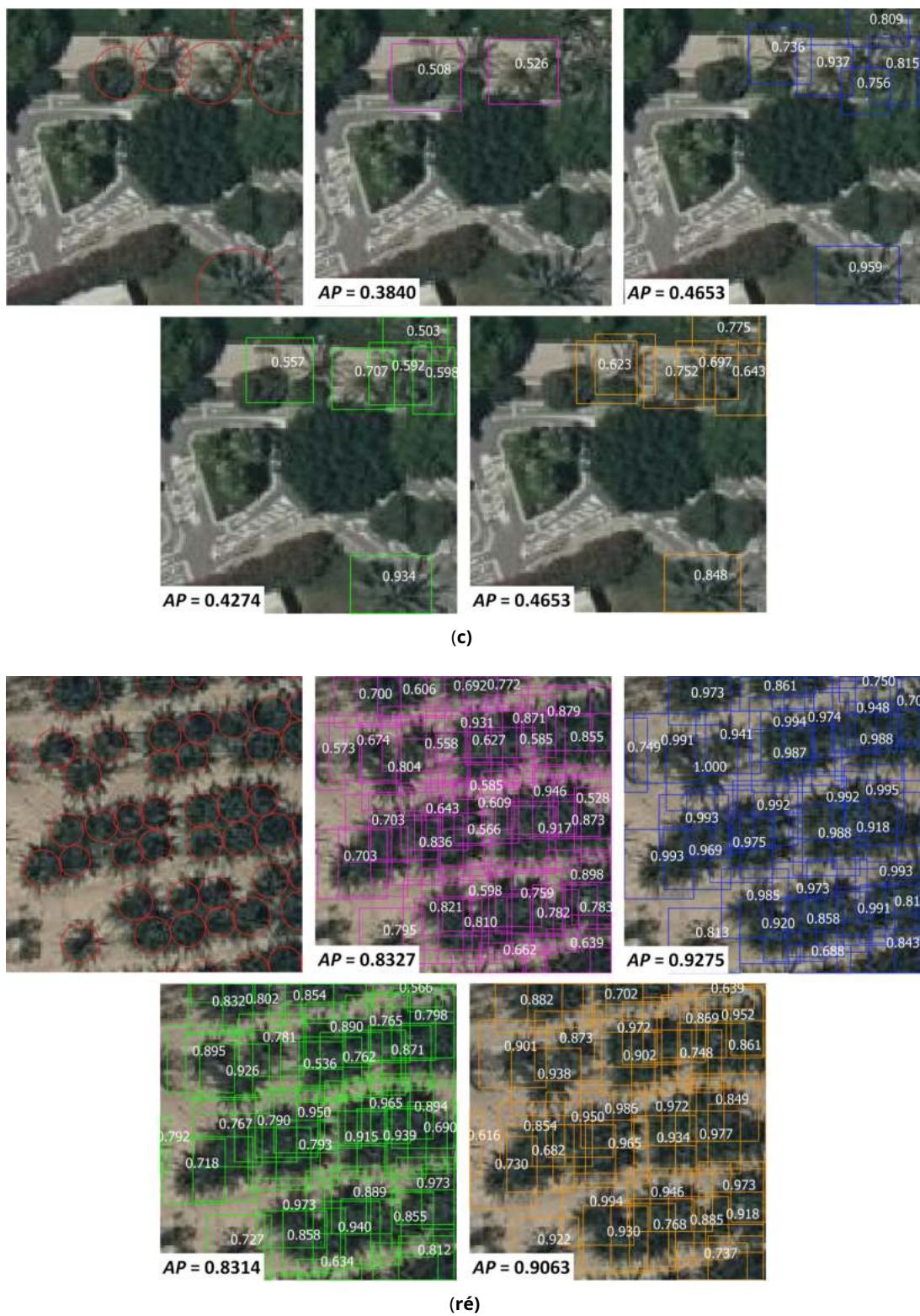


Figure 6. Quelques exemples de la Phénix prédictions de palmier générées par les modèles résultants sur les images de l'ensemble de données de validation d'Alicante. **(une)** Se garer, **(b)** Verger, **(c)** Parc, et **(ré)** Garderie. Les annotations manuelles sont présentées sous forme de cercles ; les détections de A0 sont des boîtes magenta ; les détections de A1 sont des boîtes bleues ; les détections de A2 sont des cases vertes et les détections de A3 sont des cases oranges. La précision moyenne (PA) réalisé par chaque modèle est présenté dans le coin de chaque image. Les nombres à l'intérieur des prédictions correspondent au score de probabilité que l'objet soit une paume. Seules les prédictions avec un score supérieur 0,5 sont affichés pour des raisons de lisibilité et de confiance. **Images dérivées d'Ortofoto RGB 2018 CC BY 4.0 © Institut Cartogràfic Valencià, Generalitat; OrtoPNOA 2018 CC BY 4.0 www.scne.es.**

Tableau 3. Résultats de l'évaluation des modèles évolutifs dans les ensembles de données d'apprentissage et les ensembles de validation croisée à cinq volets d'Alicante. L'audacieux représente les valeurs les plus élevées.

Approcher	Modèle	R	P	PA	F1– But
A1	M1	0,2248	0,9078	0,3706	0,3603
	M2	0,6766	0,7810	0,8611	0,7251
A2	M1	0,1552	0,1956	0,0609	0,1730
	M2	0,7329	0,6402	0,8140	0,6834
	M1	0,1552	0,1956	0,0609	0,1730
A3	M2	0,2509	0,9108	0,4069	0,3934
	M3	0,7048	0,7046	0,8311	0,7047

4.2. Performances d'inventaire

Lors de la première tentative d'inventaire avec le modèle le plus performant, A1, un taux élevé de faux positifs a été observé lorsque la zone sous inférence n'avait pas Phénix palmiers comme végétation prédominante. Cela signifiait que d'autres arbres étaient souvent classés comme Phénix palmiers. Par exemple, les fermes d'oliviers ont été caractérisées par de fausses détections de palmiers, comme le montre la figure 7a. La même situation s'est produite avec les arbustes (Figure 7b), ce qui peut être problématique pour l'inventaire des palmiers, car les zones arbustives sont un écosystème typique du paysage méditerranéen espagnol [66]. Comme l'inclusion d'exemples négatifs a aidé à réduire le nombre de faux positifs en n'obligeant pas le modèle à apprendre à voir une paume dans chaque patch d'image, A1-M2 a été formé avec 70% d'exemples positifs, c'est-à-dire le même précédent annoté. Phénix palmiers—et 30 % d'exemples négatifs. Ces derniers faisaient référence à des images contenant d'autres végétaux, du sol nu, des routes, des bâtiments, de l'eau et autres. Le modèle résultant a démontré un taux de faux positifs réduit, comme le montre la figure 7c.

Afin d'évaluer davantage les deux modèles, l'un a été formé avec uniquement des exemples positifs A1P et une formé avec des exemples positifs et négatifs A1P+N, la précision de leur capacité de détection a été évaluée quantitativement sur un ensemble de données de test indépendant. Tableau 4 présente les indicateurs de performance. L'ensemble de données comprenait six images contenant des scènes uniques et plusieurs scènes d'Elche et d'autres endroits de la province d'Alicante. En particulier, les deux modèles ont eu des performances similaires dans les trois premières images où des scènes uniques de Phénix des palmiers sont présentés, tandis que, dans les trois dernières images, contenant plusieurs scènes, le modèle résultant de A1P+N atteint de meilleures performances. Ces images ont pour la plupart des scènes où Phénix les palmiers ne sont pas prédominants. Comme ces scènes sans paume sont typiques de le paysage urbain, rural et naturel d'Elche et du reste de la province d'Alicante, la performance rapportée est une référence sur l'exactitude de l'inventaire. En raison de la performance globale plus élevée du modèle résultant de A1P+N, celui-ci a finalement été utilisé pour réaliser la cartographie individuelle des Phénix palmiers à Alicante.

Tableau 4. Résultats de l'évaluation des modèles résultants pour différentes scènes à Elche et à d'autres endroits à Alicante, en utilisant comme ensemble de données de test six images indépendantes de la formation des modèles. L'audacieux représente les valeurs les plus élevées.

Scène	R		P		PA		F1– But	
	A1P	A1P+N	A1P	A1P+N	A1P	A1P+N	A1P	A1P+N
Plantation	0,5479	0,5762	0,8705	0,8881	0,8020	0,8478	0,6725	0,6989
Verger	0,4992	0,4656	0,7850	0,8673	0,6519	0,6866	0,6103	0,6059
Jardin	0,4578	0,4271	0,7951	0,8045	0,6081	0,5839	0,5810	0,5580
Multiple 1	0,7450	0,4833	0,0734	0,3757	0,6875	0,5000	0,1336	0,4228
Multiple 2	0,7350	0,4832	0,1401	0,7616	0,3618	0,6082	0,2353	0,5913
Multiple 3	0,7259	0,5176	0,0422	0,2931	0,0781	0,3441	0,0798	0,3743

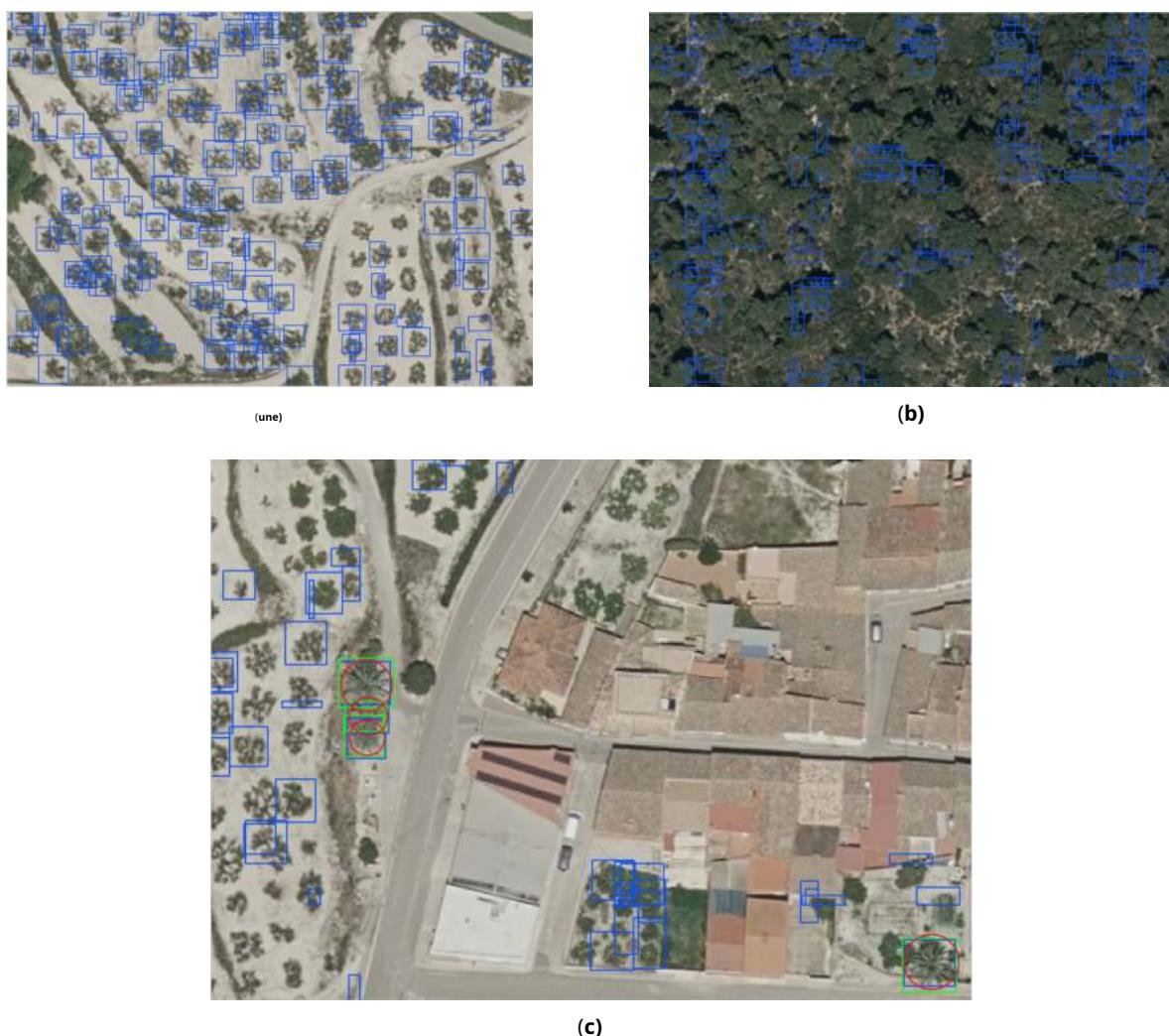


Figure 7. Quelques exemples de la Phénix prédictions de palmier générées par les modèles résultants sur l'imagerie de l'ensemble de données de test. Lorsque la formation n'incluait que des exemples positifs, le modèle résultant générerait un taux élevé de faux positifs. En incluant des exemples négatifs, le modèle résultant a générer un taux inférieur de faux positifs. Les cases bleues correspondent aux detections des premiers et les cases vertes aux detections des seconds. Les annotations manuelles sont présentées sous forme de cercles. **(a)** Détection des oliviers comme Phénix palmiers, **(b)** détection d'arbustes comme Phénix palmiers, et **(c)** la détection de Phénix palmiers et autres végétaux comme Phénix palmiers. Images dérivées d'Ortofoto RGB 2018 CC BY 4.0 © c Institut Cartogràfic Valencià, Generalitat; OrtoPNOA 2018 CC BY 4.0 www.scne.es.

Chiffre 8 présente des parties des images de l'ensemble de données de test indépendant. À partir des trois premières images d'une seule scène, Figure 8a-c, Phénix les palmiers sont la principale végétation prédominante. Au contraire, dans les trois images à scènes multiples, les palmiers ne dominent pas le paysage. Étant donné que le modèle doit détecter les palmiers dans ces différentes scènes de palmiers et sans palmiers, pour améliorer encore les résultats de détection, un ensemble de données plus diversifié pour la formation doit être collecté. Il doit contenir des exemples négatifs et d'autres exemples positifs - des scènes naturelles et semi-naturelles de populations de palmiers. Habituellement, dans ces scènes, les palmiers sont individuellement distants - dispersés - ou en groupes - en touffes et en grappes. Dans notre cas, l'ensemble de données d'apprentissage est restreint à des images de scènes urbaines et rurales dominées par des plantations de palmiers. Néanmoins, dans l'ensemble de données de test indépendant, certaines scènes naturelles et semi-naturelles ont été incluses afin d'observer la capacité de généralisation du modèle de détection. Les résultats de détection ont démontré que le modèle est capable de classer et de localiser Phénix palmiers dans ces scènes inédites.



Figure 8. Quelques exemples de la Phénix prédictions de palmier générées par le modèle résultant de A1P+N sur l'imagerie de l'ensemble de données de test. **(une)** Plantation; **(b)** Verger; **(c)** Jardin; **(ré)** Multiple 1 "Barranco de Sant Antoni » (38°18'3"N, 0°40'18.10"W, 130-137 m au-dessus du niveau de la mer), il est décrit comme l'habitat d'individus dispersés de "palmeras de rambla" (Phénix iberica) et les palmiers dattiers [dix] ; **(e)** Multiple 2 "Rivière Vinalopó" au-dessus d'Elche (38°18'6"N, 0°43'14"W, 90-215 m au-dessus du niveau de la mer), il contient également des palmerales de rambla et des palmiers dattiers mais en individus dispersés et en touffes ; et, **(F)** Multiple 3 "Camino de la Senyeta" (38°16'N, 0°31'54"W, 4-5 m au-dessus du niveau de la mer), avec encore des "palmerales de rambla" et des palmiers dattiers regroupés dans une palmeraie provenant d'une pépinière de palmiers abandonnée [dix]. Les détections sont présentées sous forme de cases orange. Images dérivées d'Ortofoto RGB 2018 CC BY 4.0 © Institut Cartogràfic Valencià, Generalitat; OrtoPNOA 2018 CC BY 4.0 www.scne.es.

4.3. Inventaire

La carte complète de Phénix palms dérivé de l'application de l'inférence avec le modèle résultant de A1P+N est présenté dans <https://palmwatchvito.users.earthengine.app/view/palm-inventoryalicante>. Les emplacements des paumes sont formatés avec EPSG:3042 comme système de coordonnées projetées. Chaque boîtier de détection a parmi ses attributs le But, qui correspond au score de probabilité que l'objet soit une paume, et la géolocalisation référencée en quatre points wxmin, wymin, wxmax, et wymax. Il est conseillé aux utilisateurs de la carte de la considérer comme un inventaire de référence des Phénix palmiers pour étudier sa distribution au niveau individuel à Alicante. Le nombre de palmiers comptabilisés est de 511 095 avec un score de probabilité supérieur à 0,50, sur un total de 1 505 605 palmiers détectés. Cette dernière valeur doit être utilisée avec précaution, car le processus d'inférence a été classé comme Phénix palmiers autres palmiers ou autre végétation—erreurs de commission. De plus, cette valeur ne compromet pas tous Phénix palms, puisque le processus d'inférence a manqué des palmes—erreurs d'omission.

5. Discussion

L'inventaire individuel des arbres à partir d'images de télévision haute résolution basées sur l'apprentissage en profondeur peut fournir un moyen rapide et précis de surveiller la présence et la distribution de différentes espèces ligneuses à une large échelle spatiale. De nos jours, la quantité et la qualité sans précédent des images de télévision sont l'occasion d'adapter les méthodes de détection d'objets du domaine de la vision par ordinateur. Néanmoins, comme la disponibilité de grands ensembles de données étiquetées est un problème persistant dans le domaine de la télévision, la recherche sur les stratégies [27,33] pour surmonter cela est essentiel. Dans le même temps, des efforts [58,67] pour créer de tels ensembles de données sont également cruciales. L'intention de construire une région à l'échelle Phénix inventaire des palmiers et explorer les performances de l'apprentissage par transfert lorsqu'on a un ensemble de données limité, un Phénix modèle de détection de paume est présenté. Le modèle, basé sur une méthode d'apprentissage en profondeur, peut localiser et classer des palmiers individuels sur des images aériennes de la province espagnole d'Alicante. Les performances de détection de trois approches de formation avec différents schémas d'apprentissage par transfert ont été testées ; l'apprentissage par transfert a été mis en œuvre afin de surmonter le manque d'un grand ensemble de données étiquetées de Phénix palmiers. Les résultats expérimentaux ont démontré que le transfert des caractéristiques apprises à partir d'un ensemble de données étiquetées de qualité moyenne et de haute qualité donnait de meilleurs résultats de détection que le transfert des caractéristiques apprises à partir d'un ensemble de données volumineux et de faible qualité. L'inventaire résultant après application du modèle de détection sur l'imagerie d'Alicante fournit une base de référence pour le suivi à long terme de Phénix palmiers pour la lutte antiparasitaire et la protection de la biodiversité.

5.1. Impact de l'apprentissage du transfert et limites de détection

Formation avec transfert d'apprentissage de la Phénix palmiers des îles Canaries à la Phénix palmiers d'Alicante, a permis d'obtenir des modèles de détection avec des performances supérieures à la formation uniquement avec Phénix palmiers d'Alicante. En d'autres termes, les résultats expérimentaux ont montré que l'entraînement avec un réseau fédérateur ré-entraîné avec des images RS d'une tâche similaire donnait de meilleurs résultats que l'entraînement avec uniquement un réseau fédérateur pré-entraîné avec des images naturelles. En suivant des approches qui comportaient des étapes de formation intermédiaires basées sur le Phénix palmiers des îles Canaries, le Phénix Le modèle de détection des palmiers pour Alicante était mieux adapté à l'apparence des palmiers en vue de dessus. Comme l'expliquent Hoeser et Kuenzer [59], les images RS sont capturées avec une perspective d'oiseau sur les objets, mais dans les images naturelles, les objets apparaissent d'une perspective latérale. Ainsi, la détection d'objets dans les images RS est plus difficile, d'autant plus que la plupart des algorithmes et des ensembles de données du domaine Computer Vision sont basés sur des images naturelles. La stratégie de transfert d'un détecteur ré-entraîné avec de telles images—qui a été initialement entraîné avec des images naturelles, comme celle utilisée ici, devient une pratique courante. D'un autre côté, davantage d'algorithmes et d'ensembles de données de RS sont en cours de développement et publiés ouvertement. Un bon exemple est le travail de Sumbul et al. [68], où ils construisent un grand ensemble de données étiquetées pour la classification des scènes et démontrent que les modèles formés à partir de zéro fonctionnent mieux que les modèles pré-entraînés sur des images naturelles.

De plus, la formation avec un réseau fédérateur reconvertis avec des annotations étiquetées supervisées a bénéficié au Phénix modèle de détection de paume pour Alicante. La raison en est que l'étiquetage supervisé qui a été fait par inspection visuelle a généré des exemples de haute qualité de Phénix palmiers. Ceux-ci sont considérés comme de haute qualité car chaque zone d'annotation est centrée sur le centre de la couronne de la paume et s'étend jusqu'à la taille de la couronne de la paume. De même, chaque case d'annotation correspond à une paume identifiable à partir de l'imagerie. A l'opposé, les résultats expérimentaux ont prouvé que l'utilisation de données étiquetées non supervisées conduisait à une grande confusion pour les modèles intermédiaires. Ces modèles ont eu du mal à faire la distinction entre la classe d'objets cible, c'est-à-dire Phénix palm—et la classe d'arrière-plan, même si les annotations non supervisées étaient plus nombreuses que les annotations supervisées (tableau A1). De plus, cela a finalement abouti à des modèles de détection moins performants. Les annotations non supervisées sont problématiques car la carte utilisée pour sa génération n'est pas précise et les palmiers ont été supposés avoir une taille unique. Tout d'abord, les points de géolocalisation des palmiers dans le Phénix palmmapp n'étaient pas tous centrés sur la couronne ou même pas contenus dans la couronne de paume, les annotations pourraient inclure partiellement une couronne de paume plutôt que de la contenir entièrement. Deuxièmement, les points pourraient indiquer des paumes qui ne sont plus là ou qui ne sont pas identifiables sur les images. De plus, troisièmement, les boîtes d'annotation avaient une taille unique ; par conséquent, les annotations ne correspondaient pas exactement aux couronnes des palmiers malgré leur taille variable. Cela signifiait pour la formation, des exemples positifs de faible qualité de palmiers qui ont eu un impact négatif sur les performances de détection, comme en témoigne le grand nombre de faux positifs et de faux négatifs, exprimés par les mesures de précision et de rappel. De plus, cet impact des annotations non supervisées de l'ensemble de données des îles Canaries n'a pas pu être corrigé sur le processus de raffinement des modèles avec l'ensemble de données Alicante étiqueté à la main.

A partir de l'évaluation quantitative et qualitative du modèle, les enjeux de Phénix l'inventaire des palmiers qui persiste sont : la détection des palmiers avec un Phénix l'apparence, séparant individuellement les paumes qui se chevauchent, distinguent une paume de son ombre - dans la gamme de couleurs qui Phénix présent et fonctionnent aussi bien dans toutes les scènes différentes dans les paysages urbains, ruraux et naturels. Ces limitations actuelles ont conduit à des faux positifs et des faux négatifs. Pour faire face aux faux positifs, les modèles de hauteur dérivés des données LiDAR, également accessibles au public, peuvent être utilisés pour filtrer les détections en dessous d'un certain seuil de hauteur. De plus, l'utilisation de la bande proche infrarouge (NIR), si disponible, peut être envisagée pour éliminer les ombres de la paume.

5.2. Détection de palmiers : au-delà des bases

Des études antérieures sur la détection de palmiers individuels [32–34,36,37] ont obtenu des métriques de précision et de rappel supérieures à 90 %, ce qui est une performance supérieure aux résultats présentés ici. Cependant, le Phénix la détection des palmiers compromettait une combinaison de conditions qui n'existaient pas ou n'étaient pas abordées dans ces travaux. D'abord, Phénix les palmiers ont une apparence variable en termes de taille, de couleur, d'âge et de forme, ce qui nécessite que les ensembles de données aient des quantités représentatives d'annotations contenant cette diversité. Sans oublier que le Phénix la détection des palmiers a compromis la détection de deux espèces de palmiers différentes, ce qui suppose des changements inhérents aux caractéristiques, mieux décrits par Obón et al. [dix] et Laguna [50]. Dans cette logique, une sélection plus réfléchie d'images pour l'annotation pourrait corriger cette sous-représentation des apparences. Deuxième, Phénix les palmiers sont présents dans de multiples scènes, telles que les plantations, les vergers, les pépinières, les bosquets, les parcs et les jardins, ainsi qu'un large éventail d'habitats naturels et semi-naturels, ce qui compromet également les changements d'arrière-plan et de contexte que le modèle doit gérer. Par exemple, il s'agit d'un problème non présent dans la détection d'objets pour les scènes agricoles, comme dans [32–38,40], où un niveau d'uniformité dans la gestion des cultures permet d'obtenir des apparences d'objets homogènes. Encore une fois, cette difficulté doit être résolue en ayant suffisamment de diversité de scènes dans les ensembles de données. Néanmoins, dans le cas particulier de la détection de palmiers dans les plantations de dattiers à partir de l'ensemble de données de test, le modèle a eu une performance comparable en atteignant 84,7 % de précision moyenne. Troisièmement, lors de l'observation des performances du processus d'apprentissage, au cours de l'entraînement, nous avons remarqué que la perte de régression - qui décrit à quel point le modèle localise les objets détectés - ne tendait pas vers zéro comme souhaité. Au contraire, la perte de classification a diminué avec le temps, ce qui signifie que le modèle a réussi à identifier les palmiers, mais il a conservé

peine à délimiter chaque couronne de palmier dans une boîte. Le problème ici est la densité variable des palmiers dans les scènes, ce qui oblige le modèle à apprendre de l'apparence des palmiers isolés, des palmiers qui se chevauchent et des palmiers qui se chevauchent avec d'autres végétaux. Bien sûr, ce point n'est pas seulement une difficulté pour le modèle, mais aussi pour l'œil humain. Faire l'annotation des paumes qui se chevauchent a demandé plus de concentration, et cela n'a été effectué que par les personnes les plus expérimentées de notre équipe. Une stratégie pour surmonter cela, en tant que deuxième étape de détection, pourrait être l'utilisation d'un filtre de maxima local sur des modèles de hauteur pour détecter la cime des arbres et la fusion avec les résultats de détection de palmiers dans les zones à haute densité. Si une cime d'arbre tombe dans la zone de détection d'un palmier, une telle détection peut être considérée comme un vrai positif. Cependant, si la détection de palmier n'est pas liée à une cime d'arbre, il peut être considéré comme un faux positif. Les limitations mentionnées ci-dessus expliquent, en grande partie, pourquoi une comparaison directe entre les performances des modèles ne serait pas équitable.

De plus, des études antérieures peuvent inspirer de futures pistes de recherche dans la détection des palmiers. Par exemple, [33,36,38–40] a utilisé des bandes spectrales différentes de RVB, ce qui permet d'extraire des caractéristiques qui pourraient encore mieux différencier l'objet cible de l'arrière-plan. Freudenberg et al. [33] a créé un modèle de détection du palmier à huile sur des images satellites à très haute résolution, qui a ensuite été utilisé comme modèle pré-entraîné pour détecter les cocotiers (*Cocos nucifera L.*). Parce que le contexte environnemental différait entre la scène du palmier à huile et celle du cocotier, ils ont appliqué des stratégies d'apprentissage par transfert et ont recyclé le modèle d'apprentissage en profondeur pour qu'il soit appliqué dans cette dernière, comme nous l'avons fait. Ils ont utilisé le RVB à côté de la bande proche infrarouge (NIR). De plus, ils ont ajouté l'indice de végétation par différence normalisée (NDVI) comme autre entrée. Concernant notre travail, l'utilisation d'images aériennes RVB haute résolution a prouvé que leur haute résolution spatiale compensait leur résolution spectrale limitée. Sans compter que l'imagerie est ouvertement publiée, contrairement au coût des images satellites commerciales à haute résolution comme celle qui a été utilisée dans les travaux susmentionnés. Pourtant, la disponibilité sans précédent de l'imagerie à distance haute résolution [69] et la proposition d'approches innovantes pour le comptage d'objets de taille inférieure à la distance d'échantillonnage au sol des images [70] sont une motivation pour de futures recherches sur l'inventaire d'arbres basées sur des architectures d'apprentissage en profondeur.

Concernant les méthodes de détection, dans [32–34,37,71], les auteurs ont déployé les architectures de CNN. En particulier, Wagner et al. [71] et Freudenberg et al. [33] a utilisé une architecture prête à l'emploi pour la segmentation sémantique, appelée U-Net. Cela offre une classification par pixel qui, en fonction de l'entrée d'apprentissage, peut générer des polygones représentant une paume ou un groupe de paumes. Ainsi, dans le cas du dernier, une étape de post-traitement d'individualisation est nécessaire lorsque l'inventaire est destiné au niveau de l'arbre unique. Dans [32,34,37], les auteurs ont suivi une approche plus simplifiée en implémentant des architectures de classification d'images comme LeNet et AlexNet, qui donnent en sortie une classification binaire ; si la prédiction est « 0 », l'image ne contient pas de palmier, et si la prédiction est « 1 », l'image contient un palmier. Dans cette étude, l'architecture prête à l'emploi pour la détection d'objets génère directement la localisation et la classification d'objets individuels, comme démontré. De plus, chaque boîte prédite a un score de probabilité qui, contrairement aux résultats des travaux précédents, indique la confiance que l'objet est une paume. Cela montre non seulement une confiance globale de l'inventaire, mais cela offre également l'opportunité d'étudier ces prédictions à faible et moyen score pour guider une future resélection des ensembles de données d'apprentissage.

Dans d'autres études, telles que Tagle et al. [42] et Rizeei et al. [36], une analyse d'image basée sur des objets (OBIA) a été utilisée pour effectuer la détection ; Wang et al. [35] et Al Shidi et al. [40] ont utilisé des opérations artisanales en combinaison avec des techniques d'apprentissage automatique ; et Dos Santos et al. [39] et Santoso et al. [38] analyses de morphologie appliquée. Al Ruzouk et al. [41] ont effectué une cartographie des dattiers à l'aide d'images aériennes OBIA sur RVB. La technique choisie vise à classer les classes d'occupation du sol au lieu d'objets individuels ; ainsi, les résultats de détection se réfèrent à des zones contenant des palmiers dattiers au lieu d'un comptage individuel de palmiers dattiers. De plus, Tagle et al. [42] ont utilisé la même technique, mais ils ont mis en place une étape pour scinder les masques couronnes et obtenir des couronnes individuelles. Cela a permis de compter un seul palmier par espèce en utilisant le modèle de hauteur de canopée. Cependant, la segmentation individuelle des couronnes de palmiers a échoué lorsque les palmiers étaient trop proches et qu'ils avaient des hauteurs similaires. De plus, Dos Santos et al. [39]

utilisé une technique de morphologie mathématique pour localiser les palmiers babassu dans des environnements agricoles ouverts. En utilisant un processus d'extraction d'ombre et un processus d'analyse d'objet d'ombre, ils ont pu détecter des palmiers juvéniles et adultes dans les terres agricoles, avec une densité de palmiers faible à moyenne. Lorsque nous détaillons les méthodes signalées et les résultats générés, il est clair pour nous que RetinaNet a fourni une technique beaucoup plus rapide et simple pour cartographier individuellement les palmiers, malgré leur apparence changeante sur plusieurs scènes à grande échelle. Suite à cet ordre, les architectures disponibles en apprentissage profond pourraient déjà accélérer les inventaires d'arbres lorsque les ensembles de données et la puissance de calcul sont présentés.

5.3. Inventaire des palmiers Phoenix pour la recherche future

L'inventaire présenté ici constitue la première tentative de cartographie Phénix palmiers à travers différents paysages d'Alicante. Par conséquent, nous espérons que les données publiées actuelles et futures sont des produits référencés pour les chercheurs et les praticiens qui souhaitent tester des architectures d'apprentissage en profondeur plus avancées pour la détection d'objets dans l'inventaire des palmiers, telles que YOLOv4, Cascade R-CNN , et EfficientDet. Néanmoins, les implications d'une telle carte vont au-delà des connaissances techniques de l'application des méthodes de vision par ordinateur aux données RS et visent à démontrer la synergie entre les deux domaines pour l'intérêt public.

En Espagne, la localisation individuelle de Phénix palmiers dans les scènes agricoles est possible grâce à la combinaison d'informations cadastrales, d'enquêtes municipales locales et de données de gestion des agriculteurs. De plus, la localisation individuelle de Phénix palmiers dans les scènes publiques est possible grâce aux entités locales en charge de la sauvegarde des espaces publics, qui procèdent à des recensements géoréférencés des palmiers. Cependant, Phénix la localisation des palmiers pour la surveillance de la santé dans des scènes non agricoles ou non publiques, comme les oasis et les jardins, est difficile, car ces endroits se trouvent dans des zones restreintes ou difficiles d'accès - des terres privées ou des habitats naturels [72]. Ces scènes sont particulièrement intéressantes car les recherches sur la dynamique du principal ravageur mortel des Phénix palmiers, le charançon rouge du palmier (RPW), a prouvé que les palmiers d'ornement, en particulier les alpistes, sont des hôtes favorables à sa propagation par rapport aux plantations de palmiers dattiers [72,73]. De plus, le Phénix la localisation des palmiers à travers une diversité de scènes est importante car la probabilité d'infestation par le RPW peut être influencée par la population de palmiers et la propriété des palmiers. Selon [74], dans la ville espagnole de Palma de Majorque, la présence de palmiers dattiers infestés appartenant à des propriétaires privés a favorisé l'infestation des alpistes publics à proximité au début de l'épidémie de ravageur. Ainsi, une base de données géospatiale de Phénix palms soutient les actions visant à prévenir, inspecter et intervenir contre le ravageur.

Par ailleurs, Phénix La localisation des palmiers pour le suivi de la biodiversité végétale est vitale pour définir les zones de conservation. Le modèle de détection identifie également un type différent de Phénix palmiers, le Phénix iberica—pas encore reconnu comme une espèce distincte. Cela pourrait être pertinent, puisque ce palmier est un sauvage indigène Phénix que les universitaires pensent qu'il devrait être protégé dans le cadre de la biodiversité espagnole [dix,75]. On considère également que d'autres Phénix espèces et variétés auraient pu être détectées et cartographiées dans l'inventaire. Par exemple, la figure 9 présente un individu de Phénix canariensis var. porphyrocoque Vasc. & Franco [76] qui a été géolocalisé au 39°27'34.18"N, 0°19'55.61"O [77], qui a été détecté par le modèle. En outre, la combinaison de la distribution actuelle de Phénix palmiers avec des preuves biologiques et culturelles est précieux pour modéliser l'expansion et étudier la diversité du genre [78]. Par conséquent, l'inventaire peut fournir une image géographique plus large de l'impact du genre dans le paysage du sud de l'Espagne aux autorités et aux chercheurs. En outre, il pourrait fournir des informations vitales pour les études à l'échelle nationale et mondiale de l'abondance des palmiers comme celle de Wagner et al. [71] et Muscarella et al. [79].



Graphique 9. Détection d'un individu de Phénix canariensis var. porphyrocoque Vasc. & Franco. Le boîtier de détection est présenté en orange ; alentoursPhénix les palmiers sont dans des boîtes vertes. Les nombres à l'intérieur des cases correspondent au score de probabilité que l'objet soit une paume. Le modèle de détection est capable de classer différentes espèces et variétés dePhénix au-delà de ceux utilisés dans l'ensemble de données d'entraînement. Image dérivée d'Ortofoto RGB 2018 CC BY 4.0 Aut Cartogràfic Valencià, Generalitat ; OrtoPNOA 2018 CC BY 4.0 www.scne.es.

6. Conclusions

La géolocalisation et le comptage des Phénix les palmiers, avec une technique simple et rapide, peuvent être cruciaux pour la préservation de leurs espèces menacées. Dans l'Union européenne, Phénix palmiers, y compris P. theophrasti- se produisent dans des populations indigènes, sauvages et plantées atteignant des milliers d'individus [dix]. Comme les scènes changeantes et les apparitions dePhénix palms représentent un défi pour la détection d'objets d'apprentissage en profondeur, sans parler du fait que l'utilisation des données de télédétection est un défi en soi, ici a été présenté un modèle de détection pour générer le premier Phénix inventaire des palmiers à l'échelle régionale. **Le nombre dePhénix palmiers dans la province espagnole d'Alicante, en se fondant uniquement sur des images RVB, a été estimé à 511 095 avec un score de probabilité supérieur à 0,50, sur un total de 1 505 605 palmiers détectés.**

Compte tenu de la taille limitée de l'ensemble de données de formation sur Alicante, trois approches différentes de formation ont été présentées pour explorer l'utilisation de l'apprentissage par transfert à partir d'un ensemble de données plus important sur les îles Canaries. Les résultats expérimentaux ont démontré que le transfert des caractéristiques apprises du jeu de données moyen étiqueté manuellement offrait de meilleures performances que le transfert des caractéristiques apprises du grand jeu de données étiqueté automatiquement. Le modèle obtenu en utilisant l'approche la plus performante a atteint une précision moyenne (carte) de 86 %. De plus, les résultats expérimentaux ont démontré que même si les ensembles de données des îles Canaries ne sont pas entièrement représentatifs de la petite région d'Alicante couverte dans son ensemble de données d'apprentissage, les modèles de détection ont tout de même avantage à s'habituer aux images de télédétection au lieu d'utiliser uniquement des réseaux pré-entraînés sur images naturelles. Une efficacité similaire a déjà été prouvée dans des travaux connexes d'apprentissage en profondeur appliqués à l'analyse d'images de télédétection [68], qui nous persuadent de continuer à trouver des techniques permettant d'exploiter différentes données de télédétection pour la détection d'objets. Plus précisément, sur les zones d'étude, des données qui étendent la taille et la diversité des ensembles de données actuels et des données qui enrichissent l'apprentissage des caractéristiques de la paume, tout cela pour former unPhénix modèle de détection de paume. Bien que des travaux supplémentaires soient nécessaires pour améliorer les performances de détection sur plusieurs scènes, le travail ici montre comment les techniques de traitement d'images basées sur l'apprentissage en profondeur tirent parti de la compréhension des images à partir des données de télédétection.

Les contributions de l'auteur: Conceptualisation, MC, SD et KVT ; méthodologie, MC, SD et KVT; logiciel, MC; validation, MC, SD et KVT ; analyse formelle, MC; enquête, MC; ressources, SD et KVT; rédaction—préparation du brouillon original, MC; rédaction—révision et édition, MC, SD et KVT; visualisation, MC; supervision, SD et KVT; gestion de projet, SD; acquisition de financement, SD Tous les auteurs ont lu et accepté la version publiée du manuscrit.

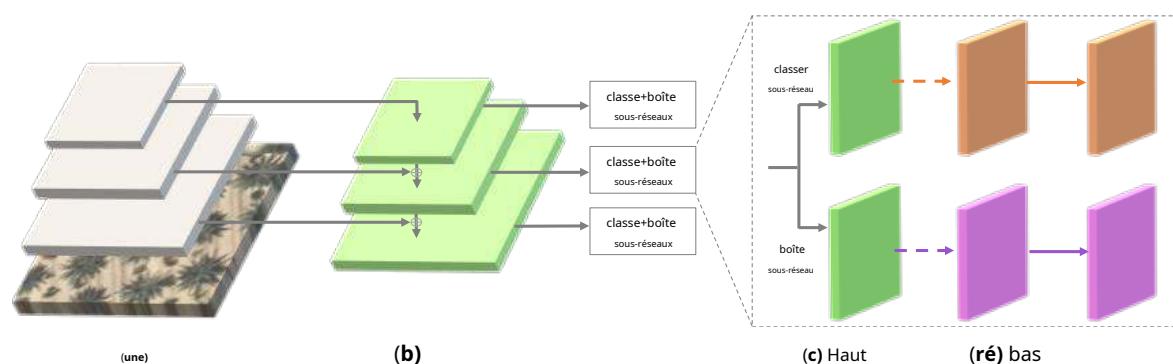
Financement: MC et SD ont reçu un financement du programme de recherche et d'innovation Horizon 2020 de l'Union européenne dans le cadre de la convention de subvention aux actions Marie Skłodowska-Curie n° 721995. programme—projet PALMWATCH (SR/67/379).

Remerciements : Les auteurs tiennent à remercier Johan Mijnendonckx du VITO, Michel Ferry et Susi Gómez du Phénix Research Station (Espagne), pour avoir aidé à la collecte de données sur le terrain de la campagne en soutien au projet PALMWATCH. Les auteurs souhaitent également remercier Bart Beusen et Olmo Nieto Silleras de VITO pour leur contribution technique à ce travail. Enfin, les auteurs expriment leur gratitude à l'école De Lift Education et à leur équipe de labellisation pour le travail d'annotation réalisé pour cette étude.

Conflits d'intérêts : Les auteurs ne déclarent aucun conflit d'intérêts.

Annexe A

RetinaNet (Figure A1) est un détecteur d'objets à une seule étape car il combine la classification et apprentissage de la localisation dans un réseau. Cela permet un temps plus court pour l'inférence, par rapport aux détecteurs d'objets à double étage comme Faster-RCNN [55,56]. Dans un premier temps, les cartes de caractéristiques sont extraites de l'image d'entrée à l'aide d'un réseau de neurones artificiels résiduels de 50 couches (ResNet-50) [80]. Les caractéristiques sont les caractéristiques d'un objet qui sont utilisées à des fins de reconnaissance. Étant donné que les réseaux de neurones profonds sont exigeants lors de la formation, en termes de temps et de puissance informatique, et dépendent fortement d'être formés avec de grands ensembles de données, les CNN pré-formés comme ResNet-50 sont utilisés comme point de départ pour de nouveaux modèles de détection. Ce réseau pré-entraîné permet la création de modèles de détection avec relativement peu de données annotées. De plus, comme ResNet a été pensé comme un cadre d'apprentissage pour faciliter la formation de réseaux sensiblement plus profonds - qui sont plus difficiles à former -, nous obtenons un modèle optimisé et efficace avec une profondeur considérablement accrue pour démarrer le processus de formation. Le ResNet-50 pré-formé utilisé pour RetinaNet a été formé avec les objets communs Microsoft dans COCO, un ensemble de données à grande échelle d'images de scènes naturelles qui se compose de 328,811.



Graphique A1. Architecture du réseau RetinaNet : épine dorsale du réseau de pyramides de fonctionnalités (FPN) (b) est au-dessus d'une architecture ResNet feedforward (une), à ce backbone sont attachés deux sous-réseaux, un pour la classification (c) et un pour la régression (ré). Tiré et modifié de [49].

Après l'extraction, un Feature Pyramid Network (FPN) [57] est utilisé au-dessus de ResNet-50 pour extraire ces cartes de caractéristiques sur une large gamme d'échelles, ce qui permet au détecteur de reconnaître des objets à des niveaux très différents. Ensuite, la classification des objets est effectuée en prédisant la probabilité de présence d'objets dans l'image d'entrée. À ce stade et pour entraîner la capacité de classification du modèle, une fonction de focus est appliquée pour le forcer à apprendre principalement sur des exemples durs. Ces exemples sont considérés comme des détections difficiles car ils obtiennent des prédictions de confiance moyenne, de sorte que le modèle a du mal à les admettre ou à les rejeter en tant qu'objet cible. Cette fonction est appelée perte focale, et c'est la principale contribution de RetinaNet concernant le déséquilibre de classe [49]. Les chercheurs qui ont créé RetinaNet ont conclu qu'un facteur limitant pour que les détecteurs d'objets à un étage surpassent la précision des détecteurs à deux étages, était que les anciens détecteurs proposaient des milliers à des millions d'emplacements candidats dans une image d'entrée pour contenir les objets cibles. Mais la vérité est qu'en réalité peu de ces emplacements contiennent des objets cibles, ce qui conduit à un apprentissage inefficace car la plupart des emplacements sont faciles à rejeter en tant qu'objets cibles. De plus, cela conduit à une formation écrasante étant donné qu'un grand nombre d'emplacements entraînent des détections erronées, qui finissent par entraîner une dégénérescence des modèles de détection. En tant qu'étape finale, parallèlement à la classification, RetinaNet régresse le décalage entre chaque objet prédit par rapport à un objet de vérité terrain proche pour apprendre de sa bonne localisation s'il existe.

Appendice B

Au cours des dernières années, le gouvernement espagnol a collecté une vaste base de données d'orthophotos RVB avec une résolution spatiale de 25 cm et 20 cm au niveau national. En particulier, l'imagerie de la province d'Alicante et de la communauté autonome des îles Canaries offre une opportunité sans précédent de cartographier Phénix palmiers au niveau de l'arbre individuel à grande échelle. Les efforts des autorités locales pour dresser un inventaire des Phénix les palmiers constituent une source d'information primaire, mais l'information est encore rare ou obsolète. De plus, l'existence de la Phénix La carte des palmiers des îles Canaries offre une opportunité unique de surmonter l'une des principales limitations de la détection d'objets appliquée aux données RS, qui est la disponibilité de grands ensembles de données étiquetés [27,30].

Pour l'étiquetage de la couronne de palme non supervisé, nous avons automatiquement annoté les paumes indiquées dans le Phénix carte des palmiers à La Gomera. Cette île a une extension terrestre de 369,76 km² [82], et selon la carte [52], il contient 116 330 Phénix palmiers. Nous avons créé un flux de travail qui dessine des cadres de délimitation autour des points de paume avec une taille de 55× 55 pixels. La taille est basée sur la taille moyenne des palmiers avec des couronnes plus grandes dans l'ensemble de données étiqueté supervisé, avec l'intention d'avoir des annotations qui contiennent complètement la couronne de palmier. Plus tard dans le flux de travail, l'image et les annotations sont découpées en patchs avec un chevauchement pour garantir que toutes les paumes sont entièrement contenues dans au moins une image. Chiffre A2a présente un exemple de cet ensemble de données. Les annotations sont bruyantes car les points palmaires donnés sur la carte ne sont pas précisément géolocalisés aux centres de la couronne ; ainsi, les cadres de délimitation ne sont pas centrés dans les couronnes des palmiers. Sans oublier que la taille variée des couronnes de palmiers ne peut pas être décrite avec une taille unique. Tableau A1 résume les caractéristiques de l'ensemble de données. Pour le processus d'apprentissage, seules les images contenant des palmiers sont réellement introduites dans l'algorithme d'apprentissage en profondeur ; ce nombre est indiqué comme le nombre de patchs d'image. En raison du chevauchement des images, une annotation de paume peut se trouver dans plusieurs images ; ainsi, les annotations sont multipliées telles que présentées entre le nombre de couronnes de palmier annotées et le nombre réel d'annotations de couronne de palmier. La multiplication n'est pas un souci puisque l'augmentation de données se charge de présenter chaque patch d'image avec une apparence différente à l'algorithme d'apprentissage.

Pour l'étiquetage supervisé de la couronne de palmier, nous avons annoté manuellement les palmiers de La Palma et El Hierro sur la base du Phénix carte des palmiers sur les orthophotos RVB. L'île de La Palma a une extension terrestre de 708,32 km² [82], et selon la carte [52], il contient 24 528 Phénix palmiers. L'île d'El Hierro a une extension terrestre de 268,71 km² [82] et comprend 2185 Phénix palmiers. Par inspection visuelle, 17 058 et 1474 couronnes de palmier ont été annotées, respectivement. Parce que la palmmap a été créée entre 2015-2016 et l'orthophoto acquise en 2018, des écarts existent entre les palmiers enregistrés et les palmiers visuellement reconnaissables. La plupart des paumes manquantes auraient pu être retirées, tandis que d'autres étaient soit noircies par des ombres topographiques, soit déformées par des artefacts d'image. Le minimum

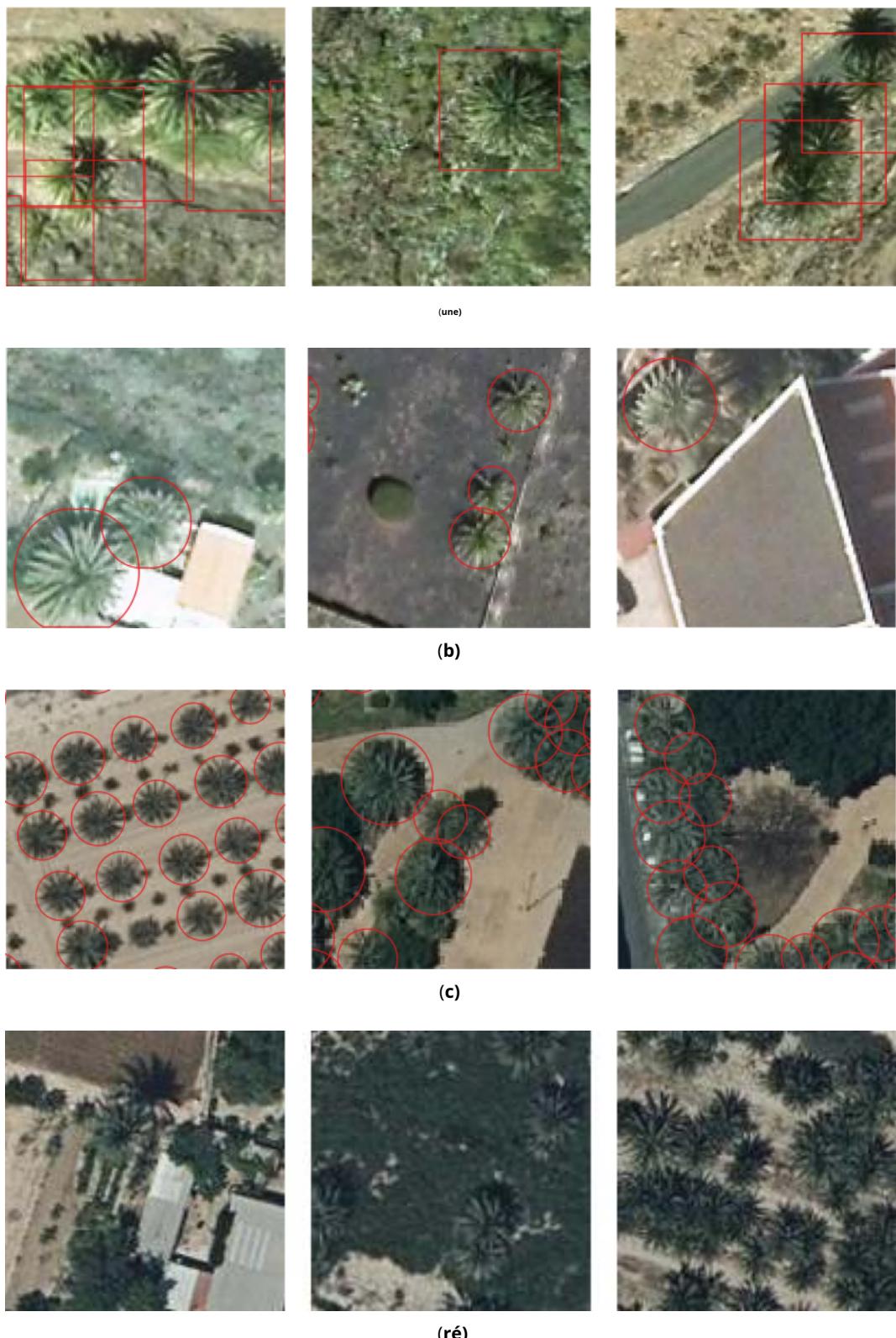
la taille de la boîte annotée était de 13×13 pixels, et le maximum était de 67×67 pixels. Pour l'étiquetage supervisé de la couronne de palmier d'Alicante, les palmiers d'Elche ont été annotés par inspection visuelle des orthophotos RVB. Différentes plantations, vergers, pépinières, bosquets et parcs ont été sélectionnés pour créer cet ensemble de données, qui couvre une superficie de $12,3 \text{ km}^2$, suite à une inspection sur place. La sélection visait à saisir toute la gamme de variabilité et de complexité de la scène dans le contexte urbain et rural. Ici, l'espèce de palmier dominante est le palmier dattier, qui est représentatif de la population globale de palmiers de la commune. La taille minimale de la zone d'annotation était de 9×9 pixels, et le maximum était de 45×45 pixels. Chiffre A2b,c présentent des exemples et un tableau A1 résumant les caractéristiques des ensembles de données. Pour ces jeux de données, un flux de travail découpe les images et les annotations en patchs avec un chevauchement.

De plus, la taille des patchs d'image a été déterminée par des résultats expérimentaux sur la précision de détection sur des échantillons d'apprentissage. En utilisant comme référence les travaux de Weinstein et al. [27], où RetinaNet a été implémenté pour détecter les couronnes d'arbres sur des images RVB avec une résolution spatiale de 10 cm et avec des patchs d'image de 400×400 pixels, ici des tests avec 256×256 pixels, 128×128 pixels et 64×64 pixels ont été créés (Figure A3). Les résultats nous ont montré que la seconde était la taille optimale en fournissant des métriques de détection plus élevées. Ainsi, l'imagerie des îles Canaries a été recadrée en patchs de 128×128 pixels avec un chevauchement de 50 pixels. Les images d'Alicante ont été recadrées avec la même taille mais avec un chevauchement de 32 pixels. La différence de chevauchement est due au fait que l'imagerie des îles Canaries a une résolution spatiale de 20 cm, tandis que l'imagerie d'Alicante a une résolution spatiale de 25 cm. Par ailleurs, observé Phénix les palmiers des îles Canaries ont des couronnes plus proéminentes que ceux d'Alicante.

Enfin, pour l'inventaire spatial régional des Phénix palmiers à Alicante, les orthophotos RVB ont été découpées en plaques qui se chevauchent. Cet ensemble de données contient plus de 13 millions de patchs d'images, pour la plupart invisibles, sur lesquels l'inférence du modèle doit être exécutée. Chiffre A2d présente un exemple de jeu de données, et le tableau A1 résume les caractéristiques de l'ensemble de données. Une technique de suppression non maximale est appliquée pour conserver les prédictions avec le score de probabilité le plus élevé afin d'éliminer les prédictions qui se chevauchent. Les images de cet ensemble de données ont été annotées pour fournir un test qualitatif des performances du modèle.

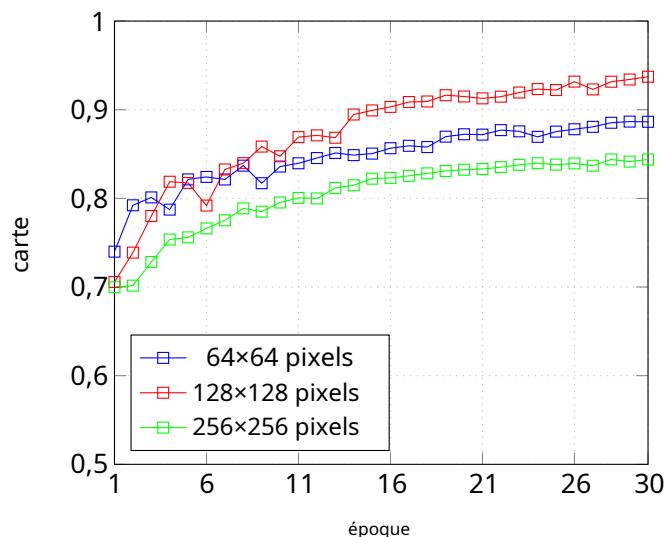
Tableau A1. Caractéristiques des ensembles de données pour l'apprentissage.

Objectif	Site d'étude	Nombre de Correctifs d'image	Nombre de palmiers Couronnes annotées	Nombre de palmiers Annotations de la couronne
Formation	La Gomera, les îles Canaries autonomes communauté	193 202	116 330	634 064
Formation	La Palma et El Hierro, le Canari Îles autonomes communauté	42 335	18 532	75 388
Formation	Alicante, valencienne autonome communauté	762	5104	12 080
Essai	Alicante, valencienne autonome communauté	50 828	7473	18 217
Inventaire	Alicante, valencienne autonome communauté	13.321.770	-	-



Graphique A2. Exemples d'ensembles de données de formation, de test et d'inventaire : **(une)** les îles Canaries sans surveillance, **(b)** les îles Canaries supervisé, **(c)** Alicante supervisé, et **(ré)** Alicante pour l'inventaire à l'échelle de la région. Les annotations automatiques sont présentées sous forme de carrés et les annotations manuelles sous forme de cercles. Images dérivées d'Ortofoto RGB 2018 CC BY 4.0 Cartográfica de Canarias SA, Gobierno de Canarias ; Ortofoto RGB 2018 CC BY 4.0 © Institut Cartogràfic Valencià, Generalitat ; OrtoPNOA 2018 CC BY 4.0 www.scne.es.

Chiffre A3 présente la détection performances pour différentes tailles de patch d'image.



Graphique A3. Comparaison de la moyenne précision moyenne (carte) obtenu par différentes tailles de patch d'image.

Tableau A2 présente le nombre de images et annotations attribuées pour la formation et la validation.

Tableau A2. Caractéristiques des ensembles de données pour l'évaluation.

Site d'étude	Split de formation et de validation (patches d'image)	Split de formation et de validation (annotations)
La Gomera, la communauté autonome des îles Canaries	154 561-38 641	506 765 à 127 299
La Palma et El Hierro, la communauté autonome des îles Canaries	33 861-8474	60 136-15 252
Alicante, communauté autonome de Valence	609-153	1ère itération : 9876-2204 2ème itération : 9472-2608 3ème itération : 9728-2352 4ème itération : 9595-2485 5ème itération : 9650-2430

Les références

- Organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture (FAO). FAOSTAT; Pays par produit. Rendez-vous. 2017. Disponible en ligne :http://www.fao.org/faostat/en/#rankings/countries_by_commodity_ex_ports (consulté le 28 juillet 2019).
- Chao, Connecticut; Krueger, RR Le palmier dattier (*Phénix dactylifera L.*) : Aperçu de la biologie, des utilisations et de la culture. Hortsci. Hort.**2007**, 42, 1077-1082, doi:10.21273/HORTSCI.42.5.1077.
- Ghnnimi, S.; Umer, S.; Karim, A.; Kamal-Eldin, A. Datte (*Phoenix dactylifera L.*) : Un aliment sous-utilisé cherchant une valorisation industrielle. NFS J. **2017**, 6, 1-10, doi:10.1016/j.nfs.2016.12.001.
- Rivera, D.; Obón, C.; Alcaraz, F.; Laguna, E.; Johnson, D. L'iconographie du palmier dattier (*Phoenix, Arecaceae*) dans les pièces de monnaie de la Méditerranée et de l'Asie occidentale (485 avant JC-1189 après JC). J. Culte. Hérit.**2019**, 37, 199-214, doi:10.1016/j.culher.2018.10.010.
- Chalak, L.; Baydoun, SA; Jaradat, AA Les ressources génétiques des arbres fruitiers du Croissant Fertile : Un patrimoine hotspot. Acta Hortic. **2020**, 1267, 77-84, doi : 10.17660/ActaHortic.2020.1267.13.
- Zaid, A.; de Wet, P. Description botanique et systématique du palmier dattier. Dans Culture de palmier dattier ; Zaid, A., éd.; Organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture (FAO) : Rome, Italie, 2002 ; Chapitre I.

7. Rivera, D.; Obón, C.; Alcaraz, F.; Egée, T.; Carreño, E.; Laguna, E.; Santos, A.; Wildpret, W. Un examen de la nomenclature et de la typification du palmier endémique des îles Canaries, *Phoenix canariensis* (Arecaceae). *Taxon* **2013**, *62*, 1275-1282, doi : 10.12705/626.17.
8. Johnson, DV ; Al-Khayri, JM ; Jain, SM Introduction: Statut de la production de date et perspectives en Asie et L'Europe . DansRessources génétiques et utilisation du palmier dattier : Volume 2 : Asie et Europe ; Al-Khayri, JM, Jain, SM, Johnson, DV, rédacteurs ; Springer : Dordrecht, Pays-Bas, 2015 ; p. 1-16, doi:10.1007/978-94-017-9707-8_1. Johnson, DV ;
9. Al-Khayri, JM ; Jain, SM Introduction : Statut de la production de dattes et perspectives en Afrique et les Amériques. DansRessources génétiques et utilisation du palmier dattier : Volume 1 : Afrique et Amériques ; Al-Khayri, JM, Jain, SM, Johnson, DV, Eds.; Springer : Dordrecht, Pays-Bas, 2015 ; p. 3-18, doi:10.1007/978-94-017-9694-1_1.
- dix. Obón, C.; Rivera, D.; Alcaraz, F.; Carreño, E.; Rios, S.; Laguna, E.; Sánchez-Balibrea, J.; del Arco, M.; Bergmeier, E.; Johnson, D. Que sont les palmeraies de *Phoenix*? Conservation des palmeraies *Phoenix* dans l'Union européenne. *Biodivers. Conserv.* **2018**, *27*, 1905-1924, doi:10.1007/s10531-018-1516-z. Organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture (FAO).FAOSTAT; Cultures : Superficie récoltée, Dates. 2017. Disponible en ligne : <http://www.fao.org/faostat/en/#data/QC> (consulté le 28 juillet 2019).
11. Rivera, D.; Obón, C.; Alcaraz, F.; Carreño, E.; Laguna, E.; Amorós, A.; Johnson, DV ; Diaz, G.; Morte, A. Statut et perspective du palmier dattier en Espagne. DansRessources génétiques et utilisation du palmier dattier : Volume 2 : Asie et européennes ; Al-Khayri, JM ; Jaïn, SM ; Johnson, DV, rédacteurs ; Springer : Dordrecht, Pays-Bas, 2015 ; p. 489-526, doi:10.1007/978-94-017-9707-8_15.
13. Rivera Núñez, D.; de Castro, C.; Verde, A.; Fajardo, J. ; Valdés, A.; Alcaraz Ariza, F.; Carreño Sánchez, E.; Heinrich, M.; Martínez-García, M. ; Ríos Ruiz, S.; et al. La palmera datilera y la palmera canaria en la medicina tradicional de España.le révérend Fitoter. **2014**, *14*, 67-81.
14. Zaid, A.; de Wet, P. Origine, répartition géographique et valeurs nutritionnelles du palmier dattier. DansCulture de palmier dattier ; Zaid, A., éd.; Organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture (FAO) : Rome, Italie, 2002 ; Chapitre II.
15. Jaradat, AA Biodiversité, diversité génétique et ressources génétiques du palmier dattier. DansPalmier dattier génétique Ressources et utilisation : Volume 1 : Afrique et Amériques ; Al-Khayri, JM, Jain, SM, Johnson, DV, Eds.; Springer : Dordrecht, Pays-Bas, 2015 ; p. 19-71, doi:10.1007/978-94-017-9694-1_2.
16. El-Sabea, AMR ; Faleiro, JR ; Abo-El-Saad, MM La menace du charançon rouge du palmier *Rhynchophorus ferrugineus* pour dater les plantations de la région du Golfe au Moyen-Orient : une perspective économique.Perspectives Pest Manag. **2009**, *20*, 131-134, doi:10.1564/20juin11.
17. Al-Dosary, N.; Al-Dobai, S. ; Faleiro, J. Revue sur la gestion du charançon rouge du palmier *Rhynchophorus ferrugineus* olivier dans le palmier dattier *Phoenix dactylifera* L.Émir. J. Agroalimentaire. **2015**, *28*, 34-44, doi:10.9755/ejfa.2015-10-897.
18. Commission européenne. L'insecte tuant nos palmiers EU Eff Orts pour arrêter le Red PalmWeevil; Bureau pour Publications officielles des Communautés européennes : Luxembourg, 2011 ; p. 1-32, doi : 10.2772/851. Dembilio, ;
19. Jacas, JA Paramètres bio-écologiques de base du charançon rouge du palmier invasif, *Rhynchophorus ferrugineus* (Coleoptera: Curculionidae), chez *Phoenix canariensis* sous climat méditerranéen. Taureau. Entomol. Rés. **2011**, *101*, 153-163, doi:10.1017/S0007485310000283. OEPP. Fiches de données sur les organismes de quarantaine : *Rhynchophorus ferrugineus*.Bulletin OEPP/EPPO **2008**, *38*, 55-59. Kontodimas, D.; Soroker, V. ; Pontikakos, C.; Suma, P.; Beaudoin-Ollivier, L.; Karamaouna, F. ; Riolo, P. Identification visuelle et caractérisation de l'infestation par *Rhynchophorus Ferrugineus* et *Paysandisia Archon*. DansManuel des principaux ravageurs des palmiers : biologie et gestion ; Soroker, V., Colazza, S., Eds. ; John Wiley & Sons Ltd. : Hoboken, New Jersey, États-Unis, 2017 ; Chapitre 9, pp. 187-208, doi:10.1002/9781119057468.ch9. Soroker, V. ; Suma, P.; La Pergola, A.; Llopis, Virginie ;
22. Vacas, S.; Cohen, Y. ; Cohen, Y. ; Alchanatis, V. ; Milonas, P.; Golomb, O.; et al. Techniques de surveillance et méthodes de détection de *Rhynchophorus ferrugineus* et *Paysandisia archon*. DansManuel des principaux ravageurs des palmiers : biologie et gestion ; Soroker, V., Colazza, S., Eds. ; John Wiley & Sons Ltd. : Hoboken, New Jersey, États-Unis, 2017 ; Chapitre 10, p. 209-232, doi:10.1002/9781119057468.ch10. Liang, X. ; Kankare, V. ; Hyypä, J.; Wang, Y. ; Kukko, A.;
23. Haggrén, H.; Yu, X. ; Kaartinen, H.; Jaakkola, A.; Guan, F.; et al. Balayage laser terrestre dans les inventaires forestiers. ISPRS J. Photogramm. Télédétection. **2016**, *115*, 63-77, doi:10.1016/j.isprsjprs.2016.01.006.

24. Wulder, MA; Blanc, JC ; Nelson, RF; Næsset, E. ; Ørka, HO; Coops, Caroline du Nord ; Hilker, T.; Bater, CW ; Gobakken, T. Échantillonnage Lidar pour la caractérisation des forêts de grande superficie : une revue.Télédétection Environ. **2012**, 121, 196-209, doi:10.1016/j.rse.2012.02.001.
25. Blanc, JC ; Coops, Caroline du Nord ; Wulder, MA; Vastaranta, M. ; Hilker, T.; Tompalski, P. Télédétection Technologies pour l'amélioration des inventaires forestiers : un examen.Pouvez. J. TéléDétection. **2016**, 42, 619-641, doi:10.1080/07038992.2016.1207484.
26. Barrett, F. ; McRoberts, RE; Tompo, E.; Cienciala, E.; Waser, LT Un examen basé sur un questionnaire de l'utilisation opérationnelle des données de télédétection par les inventaires forestiers nationaux.Télédétection Environ. **2016**, 174, 279-289, doi:10.1016/j.rse.2015.08.029.
27. Weinstein, BG ; Marconi, S.; Bohlman, S.; Zare, A.; Blanc, E. Détection individuelle de couronne d'arbre dans l'imagerie RVB à l'aide de réseaux de neurones d'apprentissage en profondeur semi-supervisés.Télédétection. **2019**, 11, 1309, doi:10.3390/rs11111309.
28. Branson, S. ; Wegner, JD ; Hall, D.; Lang, N.; Schindler, K.; Perona, P. De Google Maps à un catalogue détaillé d'arbres de rue.ISPRS J. Photogramm. TéléDétection. **2018**, 135, 13-30, doi:10.1016/j.isprsjprs.2017.11.008.
29. Saldana Ochoa, K. ; Guo, Z. Un cadre pour la gestion des ressources agricoles avec détection automatisée d'images aériennes.Calcul. Électron. Agric. **2019**, 162, 53-69, doi:10.1016/j.compag.2019.03.028.
30. Zhu, XX ; Tuia, D.; Mou, L.; Xia, G.; Zhang, L.; Xu, F.; Fraundorfer, F. Apprentissage profond en téléDétection : examen complet et liste de ressources.IEEE Geosci. TéléDétection Mag. **2017**, 5, 8-36, doi:10.1109/MGRS.2017.2762307.
31. O'Mahony, N. ; Campbell, S.; Carvalho, A.; Harapanahalli, S.; Hernandez, GV ; Kralkova, L.; Riordan, D.; Walsh, J. Apprentissage profond par rapport à la vision par ordinateur traditionnelle BT-Advances en vision par ordinateur ; CVC 2019 ; Arai, K., Kapoor, S., Eds.; Springer International Publishing : Cham, Suisse, 2020 ; p. 128-144, doi:10.1007/978-3-030-17795-9_10.
32. Mubin, NA; Nadarajoo, E.; Shafri, HZM; Hamedianfar, A. Détection et comptage de palmiers à huile jeunes et matures à l'aide de la méthode d'apprentissage en profondeur du réseau de neurones convolutifs.Int. J. TéléDétection. **2019**, 40, 7500-7515, doi:10.1080/01431161.2019.1569282.
33. Freudenberg, M. ; Nölke, N.; Agostini, A.; Urbain, K. ; Wörgötter, F.; Kleinn, C. Détection de palmiers à grande échelle dans des images satellites haute résolution à l'aide de U-Net.TéléDétection. **2019**, 11, 312, doi:10.3390/rs11030312.
34. Li, W. ; Dong, R.; Fu, H.; Yu, L. Détection de palmiers à huile à grande échelle à partir d'images satellites haute résolution à l'aide de réseaux de neurones convolutifs à deux étages.TéléDétection. **2019**, 11, 11, doi:10.3390/rs11010011.
35. Wang, Y. ; Zhu, X.; Wu, B. Détection automatique de palmiers à huile individuels à partir d'images d'UAV à l'aide des fonctionnalités HOG et d'un classificateur SVM.Int. J. TéléDétection. **2019**, 40, 7356-7370, doi:10.1080/01431161.2018.1513669.
36. Rizeei, HM ; Shaffri, HZM; Mohamoud, MA ; Pradhan, B.; Kalantar, B. Comptage des palmiers à huile et estimation de l'âge à partir de l'imagerie WorldView-3 et des données LiDAR à l'aide d'un modèle de hauteur OBIA intégré et d'une analyse de régression.J.Sens. **2018**, 2018, 13, doi : 10.1155/2018/2536327.
37. Li, W. ; Fu, H.; Yu, L.; Cracknell, A. Détection et comptage de palmiers à huile basés sur l'apprentissage en profondeur pour des images de télédétection haute résolution.TéléDétection. **2017**, 9, 22, doi:10.3390/rs9010022.
38. Santoso, H. ; Tani, H. ; Wang, X. Une méthode simple pour la détection et le comptage des palmiers à huile à l'aide d'images satellite multispectrales à haute résolution.Int. J. TéléDétection. **2016**, 37, 5122-5134, doi:10.1080/01431161.2016.1226527.
39. Dos Santos, AM; Mitja, D.; Delaître, E.; Demagistri, L.; de Souza Miranda, I.; Libourel, T. ; Petit, M. Estimation de la densité des palmiers babassu à l'aide de la détection automatique des palmiers avec des images satellites à très haute résolution spatiale.J. Environ. Gérer. **2017**, 193, 40-51, doi:10.1016/j.jenvman.2017.02.004.
40. Al Shidi, RH ; Kumar, L.; Al-Khatiri, SAH ; Albahri, MM ; Alaufi, MS Relation entre la densité des palmiers dattiers et l'infestation par la punaise de Dubas Ommatissus lybicus dans les vergers omanais.Agriculture **2018**, 8, 64, doi:10.3390/agriculture8050064.
41. Al-Ruzouk, R. ; Shanableh, A.; Barakat A. Gibril, M. ; Sélection des paramètres et optimisation des colonies de fourmis pour la date Imagerie aérienne à très haute résolution spatiale. TéléDétection. **2018**, dix, 1413, doi:10.3390/rs100911413. AL-Mansoori, S. Détection et cartographie de palmiers à segmentation d'images à partir de
42. Tagle Casapia, X. ; Falen, L.; Bartholomeus, H. ; Cardenas, R.; Flores, G.; Herold, M.; Honorio Coronado, FR; Baker, TR Identification et quantification de l'abondance de palmiers d'importance économique dans les forêts tropicales humides à l'aide de l'imagerie UAV.TéléDétection. **2020**, 12, 9, doi:10.3390/rs12010009.

43. Chung, SH ; Sah, B.; Lee, J. Optimisation pour les opérations combinées de drones et de drones-camions : un examen de l'état de l'art et des orientations futures. *Calcul. Oper. Rés.* **2020**, *123*, 105004, doi:10.1016/j.cor.2020.105004.
44. Lee, JSH ; Wich, S.; Widayati, A.; Koh, LP Détection de plantations industrielles de palmiers à huile sur des images Landsat avec Google Earth Engine. *Appl. de télé-détection. Soc. Environ.* **2016**, *4*, 219-224, doi:doi:10.1016/j.rsase.2016.11.003.
45. Szantoi, Z. ; Smith, SE ; Strona, G.; Koh, LP; Wich, SA Cartographie de l'habitat des orangs-outans et des zones agricoles à l'aide de l'imagerie Landsat OLI complétée par la photographie aérienne du système d'aéronef sans pilote. *Int. J. Télé-détection.* **2017**, *38*, 2231-2245, doi:10.1080/01431161.2017.1280638.
46. De Petris, S. ; Boccardo, P. ; Borgogno-Mondino, E. Détection et caractérisation des plantations de palmiers à huile à travers les séries temporelles MODIS EVI. *Int. J. Télé-détection.* **2019**, *40*, 7297-7311, doi:10.1080/01431161.2019.1584689.
47. Li, W. ; Fu, D.; Su, F.; Xiao, Y. Évolution spatiale et temporelle et analyse de la force motrice des modèles de palmier à huile en Malaisie de 2000 à 2018. *ISPR Int. J. Géo-Inf.* **2020**, *9*, 280, doi:10.3390/ijgi9040280.
48. Sarzynski, T. ; Giam, X.; Carrasco, L.; Lee, JS combinant radar et imagerie optique pour cartographier les plantations de palmiers à huile à Sumatra, en Indonésie, à l'aide du moteur Google Earth. *Télé-détection.* **2020**, *17*, 1220, doi:10.3390/rs12071220.
49. Lin, TY; Goyal, P. ; Girshick, RB; Lui, K.; Dollár, P. Focal Loss for Dense Object Detection. Dans Actes de la Conférence internationale IEEE sur la vision par ordinateur (ICCV), Venise, Italie, 22-29 octobre 2017 ; p. 2980-2988, doi:10.1109/ICCV.2017.324.
50. Laguna, E. Las especies cultivadas y asilvestradas de grandes palmeras datileras en tierras valencianas. *Bouteloua* **2006**, *1*, 6-12.
51. Carreño Sánchez, E. Diversidad Genética en Especies del Genero Phoenix. doctorat Thèse, Universidad Miguel Hernández, Alicante, Espagne, 2017.
52. Cartográfica de Canarias, SA Información sobre el Mapa de Palmeras Canarias; Rapport technique; Consejería de Transición Ecológica, Lucha contra el Cambio Climático y Planificación Territorial del Gobierno de Canarias : Las Palmas, Espagne, 2017. Disponible en ligne :http://opendata.sitcan.es/upload/medio-ambiente/gobcan_me/dio-ambiente_mapa-palmeras-info.pdf (consulté le 30 septembre 2019).
53. González-Pérez, MA ; Caujapé-Castells, J. ; Sosa, PA Preuve moléculaire de l'hybridation entre le Phoenix canariensis endémique et le P. dactylifera très répandu avec des marqueurs d'ADN polymorphe amplifié aléatoire (RAPD). *Syst. Évol.* **2004**, *247*, 165-175, doi:10.1007/s00606-004-0166-7.
54. Alemañ García, G. El Palmeral Histórico de la Ciudad de Elche y su Acequia Mayor: Análisis Patrimonial y Afecciones Urbanísticas Generadas. doctorat Thèse, Universidad de Alicante, Alicante, Espagne, 2016.
55. Jiao, L.; Zhang, F.; Liu, F.; Yang, S.; P'tit; Feng, Z. ; Qu, R. Une enquête sur la détection d'objets basée sur l'apprentissage en profondeur. Accès IEEE **2019**, *7*, 128837-128868, doi:10.1109/ACCESS.2019.2939201.
56. Zhang, H. ; Hong, X. Progrès récents sur la détection d'objets : Une brève revue. *Multimédia. Outils Appl.* **2019**, *78*, 27809-27847, doi:10.1007/s11042-019-07898-2.
57. Lin, TY; Dollar, P. ; Girshick, RB; Lui, K.; Hariharan, B.; Belongie, SJ Feature Pyramid Networks pour la détection d'objets. Dans Actes de la conférence IEEE sur la vision par ordinateur et la reconnaissance de formes (CVPR), Honolulu, HI, États-Unis, 21-26 juillet 2017 ; p. 2117-2125. doi:10.1109/CVPR.2017.106.
58. Li, K. ; Wan, G.; Cheng, G.; Meng, L.; Han, J. Détection d'objets dans les images de télé-détection optique: Une enquête et une nouvelle référence. *ISPRS J. Photogramm. Télé-détection.* **2020**, *159*, 296-307, doi:10.1016/j.isprsjprs.2019.11.023.
59. Hoeser, T. ; Kuenzer, C. Détection d'objets et segmentation d'images avec apprentissage en profondeur sur les données d'observation de la Terre : examen-partie I : évolution et tendances récentes. *Télé-détection.* **2020**, *12*, 1667, doi:10.3390/rs12101667.
60. Ma, L. ; Liu, Y.; Zhang, X. ; Oui, Y. ; Yin, G.; Johnson, BA Apprentissage profond dans les applications de télé-détection : une métá-analyse et une revue. *ISPRS J. Photogramm. Télé-détection.* **2019**, *152*, 166-177, doi:10.1016/j.isprsjprs.2019.04.015.
61. Guo, Y. ; Liu, Y.; Oerlemans, A.; Lao, S.; Wu, S. ; Lew, MS Apprentissage profond pour la compréhension visuelle : un examen. *Neuroinformatique* **2016**, *187*, 27-48, doi:10.1016/j.neucom.2015.09.116.
62. Gaiser, H. ; de Vries, M.; Lacatusu, V. ; Vcarpani, Williamson, A.; Liscio, E.; Andras, Hénon, Y. ; Jjiun ; Gratie, C.; et al. fizyr/keras-retinanet 0.5.1. 2019. Disponible en ligne :<https://github.com/fizyr/keras-retinanet> (consulté le 15 juillet 2019).

63. Zlocha, M.; Dou, Q.; Glocker, B. Amélioration de RetinaNet pour la détection des lésions CT avec des masques denses de Étiquettes RECIST faibles BT. Dans *Imagerie médicale et intervention assistée par ordinateur—MICCAI 2019*; Shen, D., Liu, T., Peters, TM, Staib, LH, Essert, C., Zhou, S., Yap, PT, Khan, A., Eds.; Springer International Publishing: Cham, Suisse, 2019; p. 402-410.
64. Everingham, M.; Van Gool, L.; Williams, CKI; Winn, J.; Zisserman, A. Le défi Pascal Visual Object Classes (VOC). *Int. J. Informatique. Vis.* **2010**, *88*, 303-338, doi:10.1007/s11263-009-0275-4.
65. Russakovsky, O.; Deng, J.; Su, H.; Krause, J.; Satheesh, S.; Ma, S.; Huang, Z.; Karpathy, A.; Khosla, A.; Bernstein, M.; et al. Défi de reconnaissance visuelle à grande échelle ImageNet. *Int. J. Informatique. Vis.* **2015**, *115*, 211-252, doi:10.1007/s11263-015-0816-y.
66. Maire, AG; Valdecantos, A.; Vallejo, réalité virtuelle ; Keiser, JJ; Bloem, J.; Baeza, J.; González-Pelayo, O.; Machado, IA; de Ruiter, PC Les transitions des forêts de pins aux zones arbustives induites par le feu en Europe du Sud peuvent favoriser des changements dans la fertilité des sols. *Sci. Le total. Environ.* **2016**, *573*, 1232-1241, doi:10.1016/j.scitotenv.2016.03.243.
67. Xia, G.; Bai, X.; Ding, J.; Zhu, Z.; Belongie, S.; Luo, J.; Datcu, M.; Pelillo, M.; Zhang, L. DOTA : Un ensemble de données à grande échelle pour la détection d'objets dans les images aériennes. Dans *Actes de la conférence IEEE/CVF 2018 sur la vision par ordinateur et la reconnaissance de formes*, Salt Lake City, UT, États-Unis, du 18 au 23 juin 2018 ; p. 3974-3983, doi:10.1109/CVPR.2018.00418.
68. Sumbul, G.; Kang, J.; Kreuziger, T.; Marcelino, F.; Costa, H.; Benevides, P.; Caetano, M.; Demir, B. Ensemble de données BigEarthNet avec ANewClass-Nomenclature pour la compréhension des images de télé-détection. *arXiv* **2020**, arXiv:cs.CV/2001.06372.
69. Tsagkatakis, G.; Aidini, A.; Fotiadou, K.; Giannopoulos, M.; Pentari, A.; Tsakalides, P. Enquête sur les approches d'apprentissage en profondeur pour l'amélioration de l'observation par télé-détection. *Capteurs* **2019**, *19*, 3929, doi:10.3390/s19183929.
70. Rodriguez, AC; Wegner, JD Compter l'indénombrable : estimation de la densité sémantique profonde depuis l'espace ; Brox, T., Bruhn, A., Fritz, M., Eds.; *La reconnaissance de formes*; Springer International Publishing : Cham, Suisse, 2019 ; p. 351-362.
71. Wagner, FH; Dalagnol, R.; Tagle Casapia, X.; Streher, AS; Phillips, OL; Gloor, E.; Aragão, LEOC Cartographie régionale et analyse de la distribution spatiale des palmiers de la canopée dans une forêt amazonienne à l'aide d'un apprentissage en profondeur et d'images VHR. *Télé-détection*. **2020**, *12*, 2225, doi:10.3390/rs12142225.
72. Milosavljević, I.; El-Shafie, HAF; Faleiro, JR; Hoddle, CD; Lewis, M.; Hoddle, MS Palmageddon : Le déprérissement des palmiers ornementaux par les charançons envahissants du palmier, *Rhynchophorus spp.* *J. Pest Sci.* **2019**, *92*, 143-156, doi:10.1007/s10340-018-1044-3.
73. Goldstein, E.; Cohen, Y.; Hetzroni, A.; Cohen, Y.; Soroker, V. La dynamique spatio-temporelle et l'expansion de l'aire de répartition du charançon rouge du palmier en Israël. *J. Pest Sci.* **2020**, *93*, 691-702, doi:10.1007/s10340-019-01176-8.
74. Sanz-Aguilar, A.; Cortés, I.; Gascon, I.; Martínez, O.; Ginard, S.; Tavecchia, G. Modélisation de la dynamique des ravageurs sous incertitude dans la détection des ravageurs : le cas du charançon rouge du palmier. *Biol. Invasion* **2020**, *22*, 1635-1645, doi:10.1007/s10530-020-02208-6.
75. Rivera, D.; Obón de Castro, C.; Carreño, E.; Inocencio, C.; Alcaraz, F.; Rios, S.; Palazon, JA; Vázquez, L.; Laguna, E. Systématique morphologique de la diversité des palmiers-dattiers (*Phoenix*, Arecaceae) en Europe occidentale et quelques résultats moléculaires préliminaires. Dans *Actes du V Symposium international sur la taxonomie des plantes cultivées*, Wageningen, Pays-Bas, 15-19 octobre 2007 ; Numéro 799 ; p. 97-104, doi:10.17660/ActaHortic.2008.799.11.
76. Laguna, E.; Rivera, D.; Obón, C.; Alcaraz, E. *Phoenix canariensis* var. *porphyrococca* en el Levante español. *Bouteloua* **2012**, *9*, 3-10.
77. Laguna, E. (Generalitat Valenciana, Valence, Espagne). Communication personnelle, 2020.
78. Rivera, D.; Abellán, J.; Palazon, JA; Obón, C.; Alcaraz, F.; Carreño, E.; Laguna, E.; Ruiz, A.; Johnson, D. Modélisation des zones anciennes pour les palmiers dattiers (espèce *Phoenix* : Arecaceae) : analyse bayésienne des preuves biologiques et culturelles. *Bot. J. Linn. Soc.* **2020**, *193*, 228-262, doi:10.1093/botlinnean/boaa011.
79. Muscarella, R.; Emilio, T.; Phillips, OL; Lewis, SL; Slik, F.; Boulanger, WJ; Couvreur, TLP; Eiserhardt, WL; Svenning, JC; Affum-Baffoe, K.; et al. L'abondance mondiale des palmiers arboricoles. *Glob. Écol. Biogéogr.* **2020**, *1-20*, doi : 10.1111/geb.13123.

80. Il, K. ; Zhang, X. ; Ren, S.; Sun, J. Apprentissage résiduel profond pour la reconnaissance d'images. Dans Actes de la conférence IEEE sur la vision par ordinateur et la reconnaissance de formes (CVPR), Las Vegas, NV, États-Unis, 27-30 juin 2016 ; p. 770-778, doi:10.1109/CVPR.2016.90.
81. Lin, TY; Maire, M. ; Belongie, S.; Hays, J.; Perona, P.; Ramanan, D.; Dollar, P. ; Zitnick, CL Microsoft COCO : Objets communs en contexte. DansVision par ordinateur – ECCV 2014 ; Fleet, D., Pajdla, T., Schiele, B., Tuytelaars, T., Eds.; Springer International Publishing : Cham, Suisse, 2014 ; p. 740-755.
82. Instituto Nacional de Estadística (INE). Anuario Estadístico de España 2005. 2005. Disponible en ligne :https://www.ine.es/prodyserv/pubweb/anuario05/anu05_1entorno.pdf (consulté le 10 février 2020).

Note de l'éditeur : MDPI reste neutre en ce qui concerne les revendications juridictionnelles dans les cartes publiées et les affiliations institutionnelles.



© 2020 par les auteurs. Licencié MDPI, Bâle, Suisse. Cet article est un article en libre accès distribué selon les termes et conditions de la licence Creative Commons Attribution (CC BY) (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).