

Détection automatique d'arbres dans un milieu urbain

Mathias Aloui

Parcours : Intelligence artificielle et apprentissage automatique

21 Mai 2021

Résumé

Le projet ecoTeka a pour but d'aider les villes à inventorier et gérer les données de leur patrimoine arboré ainsi qu'à les accompagner dans leurs futurs aménagements. Il s'agit actuellement d'une application à destination des responsables espaces verts, paysagistes et arboristes. L'application doit par la suite s'ouvrir pour être utilisée par des professionnels mais également les citoyens intéressés par l'arbre en ville. La prochaine étape du projet est l'aide à la complétion de l'inventaire des arbres des communes. En effet, de nombreuses communes ont un inventaire incomplet et d'autres n'en ont pas. Ma mission au sein de Natural Solutions se déroule en deux temps. Première étape, je dois participer au challenge Detect Trees du hackathon Hack4Nature, organiser par le Donut Infolab, afin de créer un système de détection automatique d'arbres sur des images satellites ou aériennes en milieu urbain. Ce système doit être Open Source et utiliser des données Open Data. Il existe déjà un projet Open Source intéressant appelé DeepForest que je vais utiliser et améliorer et qui sera la base de comparaison pour d'autres modèles. Deuxième étape, je dois intégrer ce système à l'application ecoTeka. Il permettra d'assister les communes durant l'inventaire de leur patrimoine arboré. De plus, les citoyens pourront, sur la page web du projet, participer à cet inventaire dont les données seront intégrées soit à la base de données d'ecoTeka, soit à une base de données Open Data.

Mots clés

arbre ; détection ; ecoTeka ; inventaire ; DeepForest

Encadrants

Manon Frédout - Développeuse de communauté chez Natural Solutions

Khaled Talbi - Chef de projet chez Natural Solutions

Olivier Rovellotti - Directeur de Natural Solutions

Table des matières

Détection automatique d'arbres dans un milieu urbain	1
1 Introduction	2
1.1 Contexte environnemental	2
1.2 Natural Solutions, une entreprise engagée	2
2 ecoTeka	3
2.1 Projet en co-construction	3
2.2 Open Source et Open Data	3
2.3 Hack4Nature	4
3 DeepForest	5
3.1 Détection d'objets sur une image	5
3.1.1 Réseau de neurones à convolution	5
3.1.2 Détection en une étape	5
3.1.3 Détection en deux étapes	6
3.1.4 RetinaNet	7
4 Données	8
4.1 Images satellites	8
4.2 Orthophotos	8
5 Protocole	9
5.1 Campagne d'annotations	9
5.2 Fine-tuning et évaluation	9
6 Conclusion	11
Références	12
Annexes	13

1 Introduction

1.1 Contexte environnemental

La lutte contre le réchauffement climatique est un des défis majeurs du XXIème siècle. Dans nos villes, cette lutte s'articule par la réduction de la pollution liée aux transports, la réduction des déchets, l'amélioration des performances énergétiques des bâtiments mais également l'augmentation des espaces dédiés à la nature. Nous avons pendant des années "bétoniser" la France. Ce néologisme signifie augmenter les surfaces artificielles, majoritairement en béton. Comme l'explique un article du Figaro de 2018 [Gol18], les zones agricoles et les écosystèmes français sont peu à peu détruits au profit de zones goudronnées, de pelouse ou de bâtiments. Pour lutter contre le réchauffement climatique, nous devons réduire cette bétonisation et intégrer la nature dans nos espaces urbains. Outre cet impératif, il s'agit également de répondre à une demande croissante de natures et de végétaux des français. En 2013, 70% des français trouvaient qu'il n'y avait pas assez de végétaux en centre-ville et 85% prenaient en compte les espaces verts dans leurs choix résidentiels [Une13]. En 2019, 41% des français considéraient que l'on n'accorde pas assez de place à la nature dans leur commune et 57% des urbains souhaitaient quitter la ville pour vivre plus proche de la nature [Ifo19]. Ces tendances se sont accentuées depuis la crise du COVID et les restrictions de déplacements qui ont souligné le manque de natures dans certaines villes.

C'est dans ce contexte que de nombreuses communes tentent de développer leur patrimoine arboré. Mais elles font face à de nombreux obstacles. D'une part, il n'existe pas de solution commune pour la gestion des arbres en France, chaque ville doit développer sa propre solution. D'autre part, il n'existe pas d'inventaire public des arbres en ville, certaines villes possèdent un inventaire exhaustif et d'autres n'ont presque aucune donnée. Face à ce constat, Natural Solutions a commencé une collaboration avec plusieurs communes dans le but de co-créeer les solutions technologiques pour que celles-ci réussissent leur stratégie de végétalisation.

1.2 Natural Solutions, une entreprise engagée

Natural Solutions est une entreprise qui a été créée en 2008 par Olivier Rovellotti. L'entreprise utilise son expertise dans le numérique au service de la biodiversité et de l'écologie. Elle est engagée avec une raison d'être de "mettre le meilleur de la technologie au service des acteurs de la biodiversité". Natural Solutions développe des applications et des solutions autour de quatre grands domaines de compétences :

1. l'acquisition de données d'observations
2. la gestion des données environnementales
3. la visualisation et l'édition de données environnementales
4. le développement et l'édition de supports numériques



Natural Solutions conçoit principalement des outils mobile et web, des systèmes d'acquisition et de stockage des données ainsi que des logiciels sur mesure pour ses clients. Ceux-ci sont justement nombreux et très variés : institutions nationales et internationales, associations, bureaux d'études, collectivités territoriales, entreprises privées...

2 ecoTeka

2.1 Projet en co-construction

L'intention du programme ecoTeka est d'aider les villes et territoires à faire face aux défis environnementaux et d'accompagner leur stratégie de végétalisation en cocréant les solutions technologiques adaptées aux enjeux. L'ambition est de devenir un acteur international majeur dans les solutions technologiques adaptées à la végétalisation des villes. Les missions du programme sont :

1. connaître et répertorier finement le patrimoine vert public et privé
2. gérer ce patrimoine pour améliorer son efficacité écologique et sa pérennité
3. penser des natures en ville adaptées au changement climatique afin d'améliorer le bien-être des citoyens tout en développant la biodiversité urbaine



FIGURE 1 – Bannière ecoTeka

Plus qu'une application, ecoTeka est un service global dédié au verdissement des communes. La première version disponible depuis février 2021 répond à un premier niveau de besoin concernant surtout l'inventaire et la mobilisation des données d'inventaire. Les premières fonctionnalités de la version web permettent d'importer des données, d'ajouter de nouveaux arbres et de leur ajouter des interventions, d'accéder à un historique d'activité et de consulter un tableau de bord. Toutes ces fonctionnalités supposent une préparation en amont des communes pour avoir un premier inventaire à importer dans l'application.

2.2 Open Source et Open Data

EcoTeka s'inscrit dans la loi pour une république numérique de 2016 qui vise à une publication progressive des principaux documents qui revêtent un intérêt économique, social, sanitaire ou environnemental [Fra21]. C'est pour cela que tout le code de l'application web est et restera Open Source permettant la collaboration et l'enrichissement de l'outil. De plus, en utilisant ecoTeka, les communes et les citoyens vont créer un inventaire récent du patrimoine arboré en ville. Ces données sont rarement disponibles de façon fiable et exhaustive en Open Data. En effet, la plupart des communes qui possèdent un inventaire ne le rendent pas accessible au public. Lorsque ces communes utilisent ecoTeka, elles importent leurs données privées dans la base de données de l'application. Cette base de données utilise un schéma d'information disponible sur le site [schema.data.gouv.fr \(https://schema.data.gouv.fr/NaturalSolutions/schema-arbre/latest.html\)](https://schema.data.gouv.fr/NaturalSolutions/schema-arbre/latest.html). Ce schéma a pour but de devenir une référence afin d'unifier la méthode d'enregistrement de l'arbre en ville. À l'avenir ce schéma permettra de partager les données sur la plate-forme Open Street Map (www.openstreetmap.fr) qui est elle-même Open Data.

Un problème se pose lorsqu'une commune a un inventaire incomplet, pas assez récent ou tout simplement inexistant. Dans ce cas, seules les données publiques peuvent être utilisées. Hors, elles sont elles-même souvent incomplètes, pas assez récentes ou inexistantes. Si ecoTeka essaie de récupérer un maximum de données privées et publiques pour enrichir sa base de données, les différences de qualités, de complétudes et de formats de ces sources rend la tâche longue, complexe et difficile à automatiser.

2.3 Hack4Nature

C'est pour répondre à ce problème que Natural Solutions a voulu développer une solutions Open Source d'automatisation de l'inventaire. En parallèle, le Donut Infolab, une association qui milite pour la médiation aux données, a lancé le hackathon Hack4Nature [Inf21]. Ce hackathon d'un an a pour but de mobiliser écologistes, chercheurs, designers, développeurs, etc au sein de 11 défis ou challenges pour réfléchir et proposer des solutions à l'érosion de la biodiversité. En collaboration avec Natural Solutions, le challenge Detect Trees est donc né. L'objectif est de développer un outil Open Source de détection d'arbre individuel puis si possible de catégoriser ces arbres selon plusieurs critères tels que la taille, l'espèce ou l'âge. Cet outil permettra un gain de temps considérable et pourra être intégré dans des applications Open Source telle que ecoTeka pour aider à l'inventaire urbain.

Ce challenge a commencé le 5 janvier 2020. De nombreuses personnes y participent plus ou moins activement. Son avancée est répertoriées sur le wiki du challenge [Sli21] où chacun peu ajouter les résultats de ses recherches, des liens vers des sources de données ou vers des projets pouvant aider au challenge. On y trouve également une liste d'article qui font un état de l'art sur la détection d'arbre. Cependant, la majorité des modèles utilisent des données coûteuses telles que le Lidar ou l'infrarouge qui sont rarement en Open Data. Les données les plus faciles d'accès en Open Data sont les photos aériennes ou orthophotos. Un projet en particulier a attiré l'attention des membres du challenge car il n'utilise que les bandes rouge, verte et bleu du spectre visible : DeepForest.

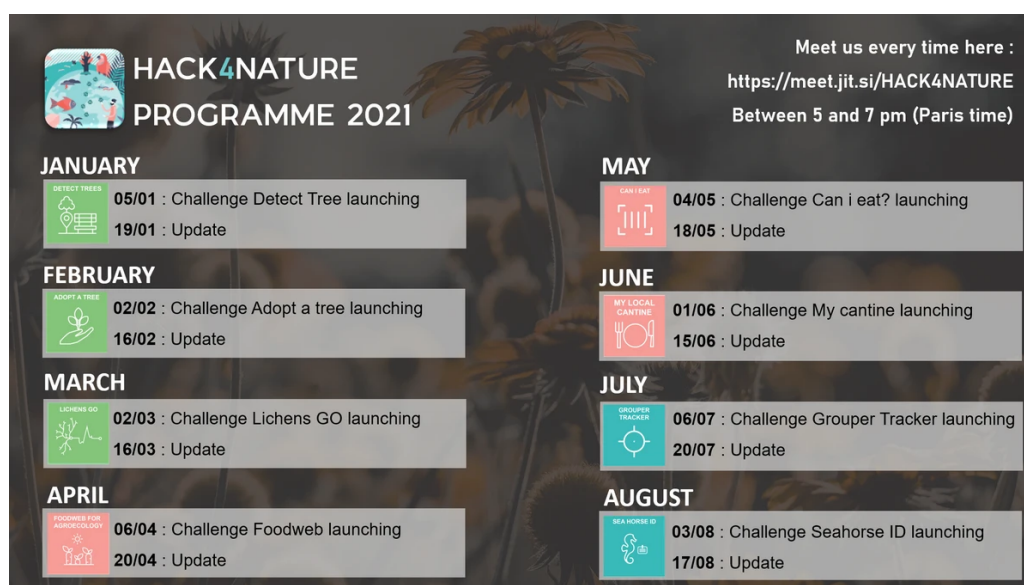


FIGURE 2 – Programme Hack4Nature pour 2021

3 DeepForest

DeepForest est un package python pour la prédiction individuelle de cime d'arbre à partir d'images aériennes en rouge-vert-bleu disponible sous Windows, Linux et MacOS avec python 3.6 ou 3.7 en Open Source (github.com/weecology/DeepForest). DeepForest fournit un modèle pré-entraîné sur les données du National Ecological Observation Network [WMW20]. Avant de décrire le fonctionnement de DeepForest, voici un rapide aperçu des méthodes de détections d'objets existantes.

3.1 Détection d'objets sur une image

3.1.1 Réseau de neurones à convolution

Les réseaux de neurones à convolution (Convolutional Neural Network ou CNN) sont des réseaux de neurones acycliques spécialisés dans le traitement d'images [ON15]. Le terme de convolution provient du fait qu'une partie du réseau est compris de neurones ayant les mêmes paramétrages et qui traitent des zones différentes mais qui se chevauchent de l'image. Ils s'inspirent du cortex visuel des animaux. L'architecture des réseaux de neurones à convolution est pensée spécifiquement pour analyser des images. En effet, les neurones des couches de ces réseaux sont organisées selon les dimensions de l'entrée (hauteur et largeur de l'image) et une profondeur. Cette organisation permet au réseau de gérer la complexité des images. Les fonctionnalités d'un CNN peuvent être décomposées en quatre sections : la couche d'entrée qui contient les valeurs de chaque pixels, les couches de convolution dont les neurones ne sont connectés qu'à une petite région de la couche précédente, les couches de pooling qui réduisent la dimension des données et les couches entièrement connectées dont les neurones sont reliés à toutes les sorties de la couche précédente et permettent la prédiction pour chaque classe.

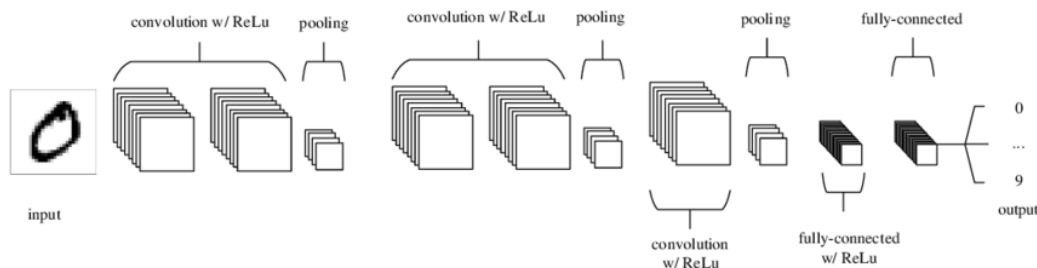


FIGURE 3 – Une architecture commune de réseaux de neurones à convolution avec deux couches de convolution (Keiron O'Shea et Ryan Nash, 2015 [ON15])

Ces réseaux de neurones à convolution sont à la base de nombreux modèles pour la détection d'objets sur une image. Pour cela, il existe deux méthodes communément utilisées : la détection en une étape, plus rapide, et celle en deux étapes, plus précise [SI18]. DeepForest est basé sur RetinaNet qui utilise la détection en une étape mais qui possède une précision supérieur à certains modèles utilisant la détection en deux étapes.

3.1.2 Détection en une étape

Les modèles de détection en une étape traitent la détection comme une simple tâche de régression en prenant une image en entrée et en apprenant les probabilités des classes et les coordonnées des boxes. Ces modèles sont majoritairement plus rapides que ceux en deux étapes.

Des implémentations de réseaux de neurones à convolution couramment utilisées pour la détection en une étape sont YOLO (You Only Look Once) [Red+15], SSD (Single Shot MultiBox Detector) [Liu+16], CornerNet [LD18] et RetinaNet [Lin+17].

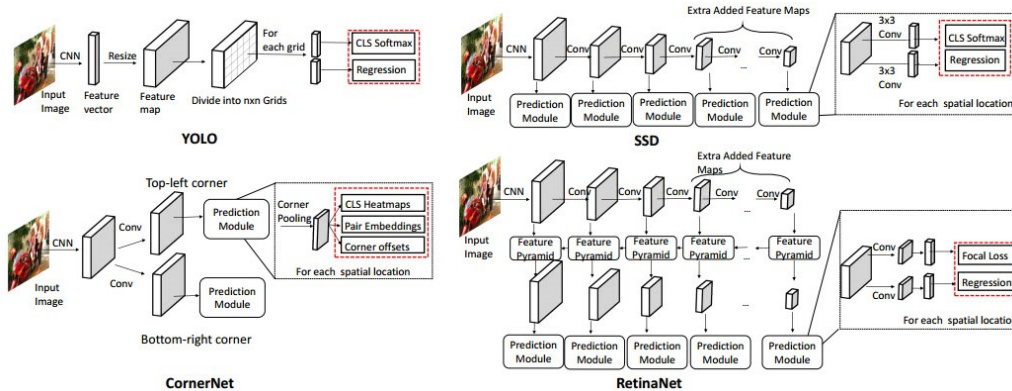


FIGURE 4 – Aperçu de différents modèles de détection d’objets en une étape. Les rectangles rouges dénotent les sorties qui définissent la fonction objectif. (Xiongwei Wua, Doyen Sahooa et Steven C.H. Hoi, 2019 [WSH19])

3.1.3 Détection en deux étapes

Les modèles de détection en deux étapes effectuent d’abord une reconnaissance des parties de l’image où il y a de grandes chances de trouver un objet puis tente d’identifier lesdits objets dans les zones précédemment identifiées. Ces modèles sont majoritairement plus précis que ceux utilisant la détection en une étape. On peut citer RCNN (Region-based Convolutional Network) [Che+17], Fast RCNN [Gir15], Faster RCNN [Ren+15], R-FCN (Region-based Fully Convolutional Networks) [Dai+16] et SPP-net (Spatial Pyramid Pooling) [He+14] comme modèle de détection en deux étapes.

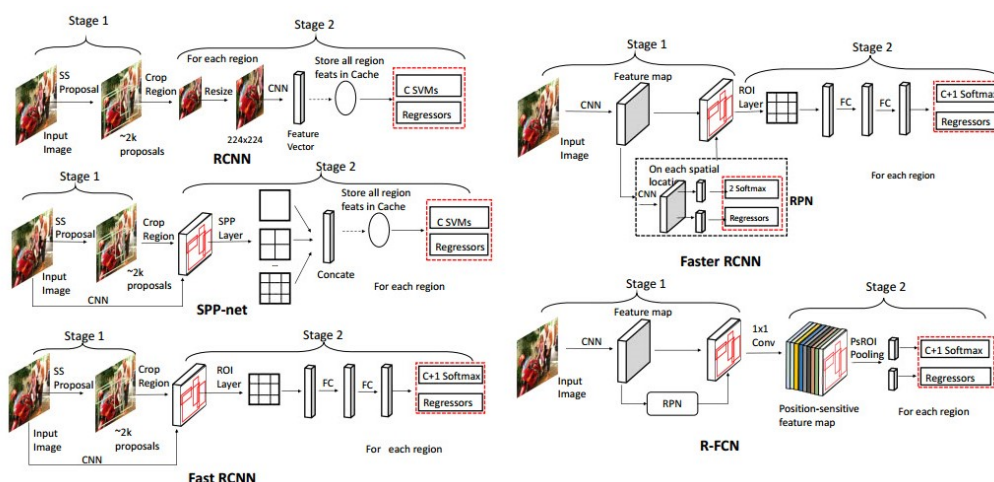


FIGURE 5 – Aperçu de différents modèles de détection d’objets en deux étapes. Les rectangles rouges dénotent les sorties qui définissent la fonction objectif. (Xiongwei Wua, Doyen Sahooa et Steven C.H. Hoi, 2019 [WSH19])

3.1.4 RetinaNet

Comme dit précédemment, DeepForest utilise un réseau de neurones pour la prédiction de boîtes correspondantes à des arbres individuels. Le réseau de neurone est une adaptation du package keras-retinanet qui est lui-même une implémentation de RetinaNet développé dans l'article "Focal Loss for Dense Object Detection" écrit par Tsung-Yi Lin, Priya Goyal, Ross Girshick, Kaiming He et Piotr Dollár de l'université de Cornell [Lin+17].

Traditionnellement, pour le traitement de l'image, on utilise une pyramide d'image. Cette pyramide est formée en réduisant successivement la résolution et la taille de l'image. Chaque étage de la pyramide est alors analysé pour trouver certaines caractéristiques mais cela prend beaucoup de temps et de puissance de calcul. Avec l'arrivée des réseaux de neurones à convolution, cette pyramide se retrouve alors dans l'architecture même du réseau de neurones. En effet, à chaque couche de convolution, la taille des régions de l'image est diminuée et celles-ci forment une pyramide. La prédiction peut alors se faire au dernier étage ou à chaque étage. RetinaNet utilise un réseau pyramidal de caractéristiques (Feature Pyramid Network) [Lin+16] en utilisant les caractéristiques prédites à un étage pour la prédiction de l'étage du dessous. Voici une illustration de ces procédés :

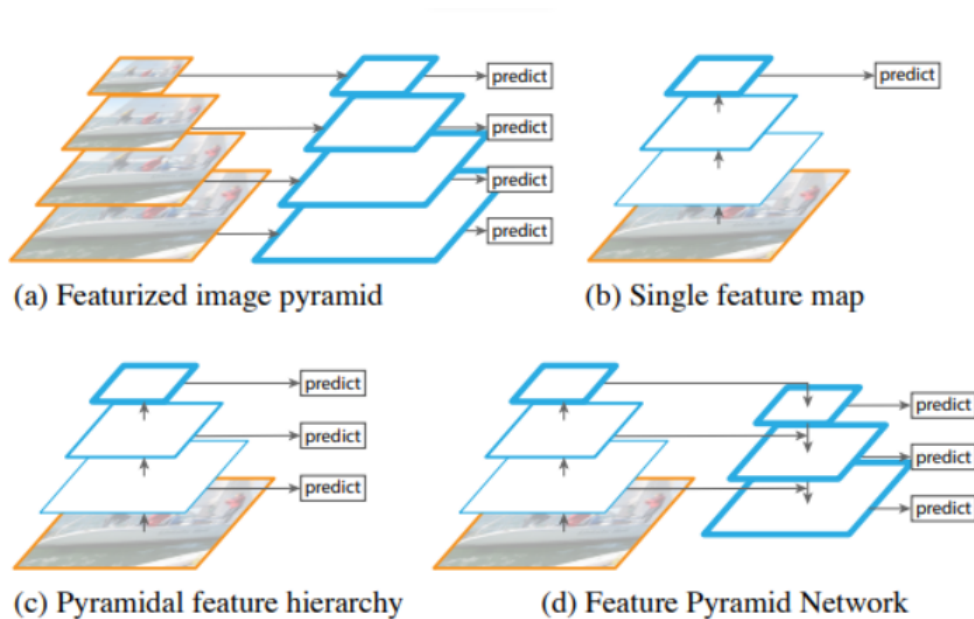


FIGURE 6 – Différents types d'architecture pyramidale (Copyright © 2021 Esri)

Cette architecture couplée au Focal Loss [Lin+17] qui permet de gérer les déséquilibres de classes permet à RetinaNet d'être très efficace pour la détection d'objets denses et de petite taille. C'est pour cela que ce modèle est très populaire avec des images satellites ou aériennes.

4 Données

Faisant parti du challenge Detect Trees, le code utilisé et produit doit être Open Source et les données utilisées Open Data. Il faut donc chercher des images Open Data avec une résolutions assez grande pour pouvoir voir et donc détecter des arbres.

4.1 Images satellites

L'union européenne a lancé en 1998 le programme Copernicus. Ce programme s'intéresse à notre planète et à son environnement pour le bénéfice de tous les citoyens européens. Il offre des services d'information basés sur l'observation de la Terre par satellite et les données in situ (non spatiales) [Cop21]. En 2020, 8 satellites Sentinel observaient la Terre et fournissaient des données diverses sur la surface de la Terre, son atmosphère, ses océans, etc.

Les satellites Sentinel-2 sont ceux chargés de fournir des images multi-spectrales à grande résolution. L'aspect multi-spectral est intéressant car il est normalement possible de trouver l'espèce et dans certains cas l'état sanitaire général d'un arbre grâce à son rayonnement dans le proche infrarouge [IGN10]. Cependant, la résolution de ses images ne dépasse pas les 10 mètres par pixel. C'est une haute résolution pour des images satellites et cela permet un premier niveau de reconnaissance pour les étendus de végétations comme les forêts mais la résolution n'est pas assez grande pour repérer un arbre individuel.

4.2 Orthophotos

Pour avoir une meilleure résolution que les images satellites, il faut passer aux orthophotos. Ces images prises par des caméras embarquées par des avions permettent d'arriver à une résolution de 20 centimètres par pixel ce qui permet d'identifier la plupart des arbres dans un milieu urbain.

L'institut national de l'information géographique et forestière (IGN), anciennement institut géographique national, a pour mission d'assurer la production, l'entretien et la diffusion de l'information géographique de référence en France. L'une de ces informations est la base de données BD ORTHO. Cette base de données est mise à jour régulièrement par des orthophotos du territoire français. Ces photos sont ensuite traitées pour être géoréférencées et être accessible sous forme d'une tuile avec des coordonnées géographiques. Cette base de données est accessible par protocole Web Map Tile Service (WMTS) et également sur la page web Géoportail [IGN21] :

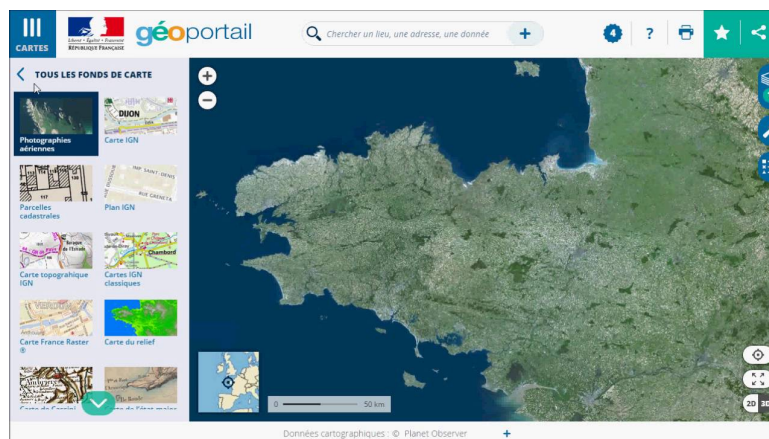


FIGURE 7 – Aperçu de la page web Géoportail

5 Protocole

Ayant un modèle Open Source et des données Open Data, la prochaine étape du challenge Detect Trees consiste à générer des nouvelles images annotées grâce à la BD ORTHO de l'IGN afin d'améliorer les performances de DeepForest et d'avoir une première solution adaptée au milieu urbain.

5.1 Campagne d'annotations

Pour avoir un dataset d'apprentissage représentatif des situations dans lesquelles le modèle sera confronté, il faut des images annotées en milieu urbain. Pour cela, on récupère une image géoréférencée (format Geotiff) depuis la BD ORTHO, puis il faut annoter à la main la position de tous les arbres en dessinant un rectangle encadrant la cime de chaque arbre. Ce travail est long et fastidieux. Une solution est d'utiliser un outil d'annotation en ligne et de partager un lien permettant à quiconque de participer à l'annotation des images. L'un des membres du challenge possède une licence de l'outil Prodigy [Pro21]. Cet outil permet la création de serveurs d'annotations avec une interface graphique. Voici une première version de démonstration de notre utilisation de Prodigy pour l'atelier Dat'Arbres organisé par le Donut Infolab [Lad21] :

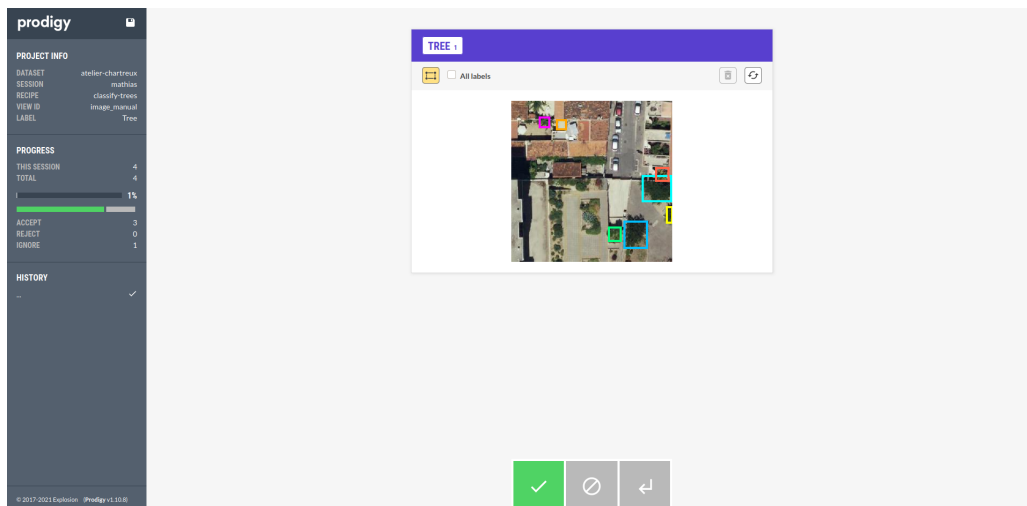


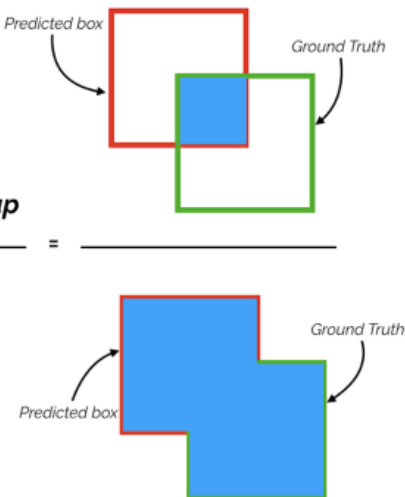
FIGURE 8 – Aperçu de la démo pour l'atelier Dat'Arbres

Le but est d'améliorer l'interface, mettre un grand nombre d'images de Marseille sur le serveur et mobiliser la communauté pour les annotations. Une fois les annotations récoltées, il faudra les vérifier et les trier pour ensuite passer à l'amélioration de DeepForest à partir du dataset constitué.

5.2 Fine-tuning et évaluation

DeepForest a été entraîné sur le dataset du National Ecological Observation Network (NEON : <https://github.com/weecology/NeonTreeEvaluation>). Ce dataset est composé d'images de forêts d'Amérique du Nord. DeepForest n'est donc pas "habitué" à faire des prédictions en milieu urbain. Heureusement, le package possède une méthode intégrée pour l'amélioration, aussi appelé fine-tuning, du modèle. Cette méthode utilise un fichier csv avec sur chaque ligne le nom du fichier contenant l'image et les coordonnées d'un rectangle (une annotation).

Il est également possible d'évaluer DeepForest sur un fichier csv d'annotations. La métrique utilisée est la précision moyenne (Mean Average Precision ou mAP). Elle se calcule en faisant la moyenne des aires sous les courbes de la précision en fonction du rappel selon un paramètre d'intersection sur l'union. Pour ce faire, pour chaque prédiction (rectangle) on calcule son chevauchement avec le rectangle à prédire, si le quotient entre l'intersection et l'union est supérieur à un certain seuil la prédiction est considérée comme réussie : ce seuil est l'intersection sur l'union (Intersection over Union ou IoU) :



$$\text{Intersection over Union (IoU)} = \frac{\text{Area of Overlap}}{\text{Area of Union}} = \frac{\text{Area of Overlap}}{\text{Area of Overlap} + \text{Area of Non-Overlap}}$$

FIGURE 9 – Formule illustrée de l'IoU (Shivy Yohanandan, towardsdatascience.com, 2020)

On calcule ensuite la précision et le rappel pour plusieurs valeurs d'IoU et on trace pour chaque valeur la courbe de la précision en fonction du rappel correspondante. En faisant la moyenne des aires de ces courbes, on obtient la valeur mAP du modèle. On utilisera cette valeur pour voir si le fine-tuning du modèle avec nos données en milieu urbain améliore de façon significative les performances de DeepForest. Par la suite, une autre métrique sera potentiellement utilisée car, dans le contexte d'ecoTeka, un faux positif (une prédiction qui n'est pas un arbre) est une erreur moins importante qu'un faux négatif (un arbre qui n'a pas été détecté). Il faudra donc une métrique qui préfère un rappel plus important avec une précision plus faible.

6 Conclusion

Dans le cadre du challenge Detect Trees, nous allons lancer une campagne d'annotation participative sur des images de Marseille. Ces images proviennent de la BD ORTHO de l'IGN, une base de donnée d'images géoréférencées de haute résolutions et en Open Data. Une fois ces images annotées, elles serviront à l'entraînement et/ou à l'amélioration de modèles. Le premier modèle à améliorer est DeepForest. Ce package python en Open Source basé sur RetinaNet est un réseau de neurones spécialisé dans la détection d'objets sur des images. Une fois le fine-tuning du modèle terminé, il servira de base de comparaison pour d'autres modèles. En effet, l'IGN possède également une base de données avec des images dans le proche infrarouge. Cette base de données peut permettre dans un premier temps de tester des modèles utilisant, en plus des canaux rouge, vert et bleu, un canal infrarouge comme par exemple TreeTect du projet GreenCityWatch (<https://github.com/krakchris/TreeTect>). Dans un second temps, il est envisageable d'utiliser les données proche infrarouge après la détection individuel des arbres pour renseigner d'autres informations comme l'espèce ou l'état sanitaire général. Une autre source d'information est le StreetView. Si l'utilisation du StreetView dans un modèle multi-vues n'est pas dans mes compétences, il serait intéressant de chercher des modèles déjà existant pour confirmer la présence ou non d'arbre à l'endroit de la prédiction et récupérer des informations comme l'espèce, la hauteur ou encore le diamètre.

Les résultats du challenge seront en libre accès avec un code en Open Source et les données annotées utilisées en Open Data afin de continuer le challenge au delà du hackathon et de pouvoir l'utiliser dans d'autres projets. De plus, il y aura une présentation lors de la fin du Hack4Nature et une remise de prix au congrès mondiale de la nature organisé par l'Union International pour la Conservation de la Nature (UICN) qui aura lieu du 3 au 11 septembre 2021 à Marseille.

D'autres évolutions sont possible dans le cadre du projet ecoTeka, comme intégrer le système d'annotation directement dans l'application, intégrer le modèle ou utiliser les données d'ecoTeka pour la vérification des prédictions. La suite de mon stage sera donc consacrée à terminer l'outil d'annotation, améliorer et tester DeepForest, comparer avec d'autres modèles si possible, intégrer une solution au projet ecoTeka et continuer ma participation au challenge jusqu'à la remise des prix au congrès mondiale de la nature.

Références

- [IGN10] IGN. « L'image proche infrarouge : une information essentielle ». In : *L'Inventaire Forestier* 25 (2010). ISSN : 1769-6755.
- [Une13] UNEP-IPSOS. *Jardins et espaces verts, l'exception culturelle française ?* [En ligne ; Page disponible le 21-mai-2021]. 2013. URL : https://www.gre-mag.fr/site/wp-content/uploads/2014/12/dp_unep_ipsos_2013.pdf.
- [He+14] Kaiming HE et al. « Spatial Pyramid Pooling in Deep Convolutional Networks for Visual Recognition ». In : *CoRR* abs/1406.4729 (2014). arXiv : 1406.4729. URL : <http://arxiv.org/abs/1406.4729>.
- [Gir15] Ross B. GIRSHICK. « Fast R-CNN ». In : *CoRR* abs/1504.08083 (2015). arXiv : 1504.08083. URL : <http://arxiv.org/abs/1504.08083>.
- [ON15] Keiron O'SHEA et Ryan NASH. « An Introduction to Convolutional Neural Networks ». In : *CoRR* abs/1511.08458 (2015). arXiv : 1511.08458. URL : <http://arxiv.org/abs/1511.08458>.
- [Red+15] Joseph REDMON et al. « You Only Look Once : Unified, Real-Time Object Detection ». In : *CoRR* abs/1506.02640 (2015). arXiv : 1506.02640. URL : <http://arxiv.org/abs/1506.02640>.
- [Ren+15] Shaoqing REN et al. « Faster R-CNN : Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks ». In : *CoRR* abs/1506.01497 (2015). arXiv : 1506.01497. URL : <http://arxiv.org/abs/1506.01497>.
- [Dai+16] Jifeng DAI et al. « R-FCN : Object Detection via Region-based Fully Convolutional Networks ». In : *CoRR* abs/1605.06409 (2016). arXiv : 1605.06409. URL : <http://arxiv.org/abs/1605.06409>.
- [Lin+16] Tsung-Yi LIN et al. « Feature Pyramid Networks for Object Detection ». In : *CoRR* abs/1612.03144 (2016). arXiv : 1612.03144. URL : <http://arxiv.org/abs/1612.03144>.
- [Liu+16] Wei LIU et al. « SSD : Single Shot MultiBox Detector ». In : *Computer Vision – ECCV 2016*. Sous la dir. de Bastian LEIBE et al. Cham : Springer International Publishing, 2016, p. 21-37. ISBN : 978-3-319-46448-0.
- [Che+17] Chenyi CHEN et al. « R-CNN for Small Object Detection ». In : *Computer Vision – ACCV 2016*. Sous la dir. de Shang-Hong LAI et al. Cham : Springer International Publishing, 2017, p. 214-230. ISBN : 978-3-319-54193-8.
- [Lin+17] Tsung-Yi LIN et al. « Focal Loss for Dense Object Detection ». In : *CoRR* abs/1708.02002 (2017). arXiv : 1708.02002. URL : <http://arxiv.org/abs/1708.02002>.
- [Gol18] Mathilde GOLLA. *La bétonisation de la France se poursuit au détriment des surfaces agricoles*. [En ligne ; Page disponible le 21-mai-2021]. Le Figaro, avr. 2018. URL : <https://www.lefigaro.fr/conjoncture/2018/04/20/20002-20180420ARTFIG00005-la-betonisation-de-la-france-se-poursuit-au-detriment-des-surfaces-agricoles.php>.
- [LD18] Hei LAW et Jia DENG. « CornerNet : Detecting Objects as Paired Keypoints ». In : *CoRR* abs/1808.01244 (2018). arXiv : 1808.01244. URL : <http://arxiv.org/abs/1808.01244>.

- [SI18] Petru SOVIANY et Radu Tudor IONESCU. « Optimizing the Trade-off between Single-Stage and Two-Stage Object Detectors using Image Difficulty Prediction ». In : *CoRR* abs/1803.08707 (2018). arXiv : 1803.08707. URL : <http://arxiv.org/abs/1803.08707>.
- [Ifo19] IFOP. *Sondage - Le retour à la campagne*. [En ligne ; Page disponible le 21-mai-2021]. Mai 2019. URL : <https://www.ifop.com/publication/le-retour-a-la-campagne/>.
- [WSH19] Xiongwei WU, Doyen SAHOO et Steven C. H. HOI. « Recent Advances in Deep Learning for Object Detection ». In : *CoRR* abs/1908.03673 (2019). arXiv : 1908.03673. URL : <http://arxiv.org/abs/1908.03673>.
- [WMW20] Ben G. WEINSTEIN, Sergio MARCONI et Ethan P. WHITE. *DeepForest : Python Package for Tree Crown Detection in Airborne RGB imagery*. Version v0.3.0. Juin 2020. DOI : 10.5281/zenodo.3906928. URL : <https://doi.org/10.5281/zenodo.3906928>.
- [Cop21] COPERNICUS. *À propos de Copernicus*. [En ligne, Page disponible le 21-mai-2021]. 2021. URL : <https://www.copernicus.eu/fr/propos-de-copernicus>.
- [Fra21] République FRANÇAISE. *LOI n° 2016-1321 du 7 octobre 2016 pour une République numérique*. [En ligne ; page disponible le 21-ma-2021]. 2021. URL : <https://www.legifrance.gouv.fr/dossierlegislatif/JORFDOLE000031589829/>.
- [IGN21] IGN. *geoportail.gouv.fr le portail national de la connaissance du territoire mis en œuvre par l'IGN*. [En ligne ; Page disponible le 21-mai-2021]. 2021. URL : <https://www.geoportail.gouv.fr/>.
- [Inf21] Donut INFOLAB. *Hack4Nature*. [En ligne ; page disponible le 21-mai-2021]. 2021. URL : <https://www.hackfornature.com/>.
- [Lad21] Manon LADONSKI. *Dat'arbres : à la découverte de la biodiversité urbaine*. [En ligne ; Page disponible le 21-mai-2021]. Gomet, 2021. URL : <https://gomet.net/datarbres-biodiversite-urbaine/>.
- [Pro21] PRODIGY. *Radically efficient machine teaching. An annotation tool powered by active learning*. [En ligne ; Page disponible le 21-mai-2021]. 2021. URL : <https://prodi.gy/>.
- [Sli21] SLITE. *Challenge 4 : Detect Tree*. [En ligne ; Page disponible le 21-mai-2021]. 2021. URL : <https://hack4nature.slite.com/p/note/Fs34nEyzDG61edEM5oHnUF/Challenge-4-Detect-Tree>.

Annexes



FIGURE 10 – Capture d'écran de la page d'accueil d'ecoTeka (21/05/2021)



FIGURE 11 – Capture d'écran de la future page d'accueil d'ecoTeka

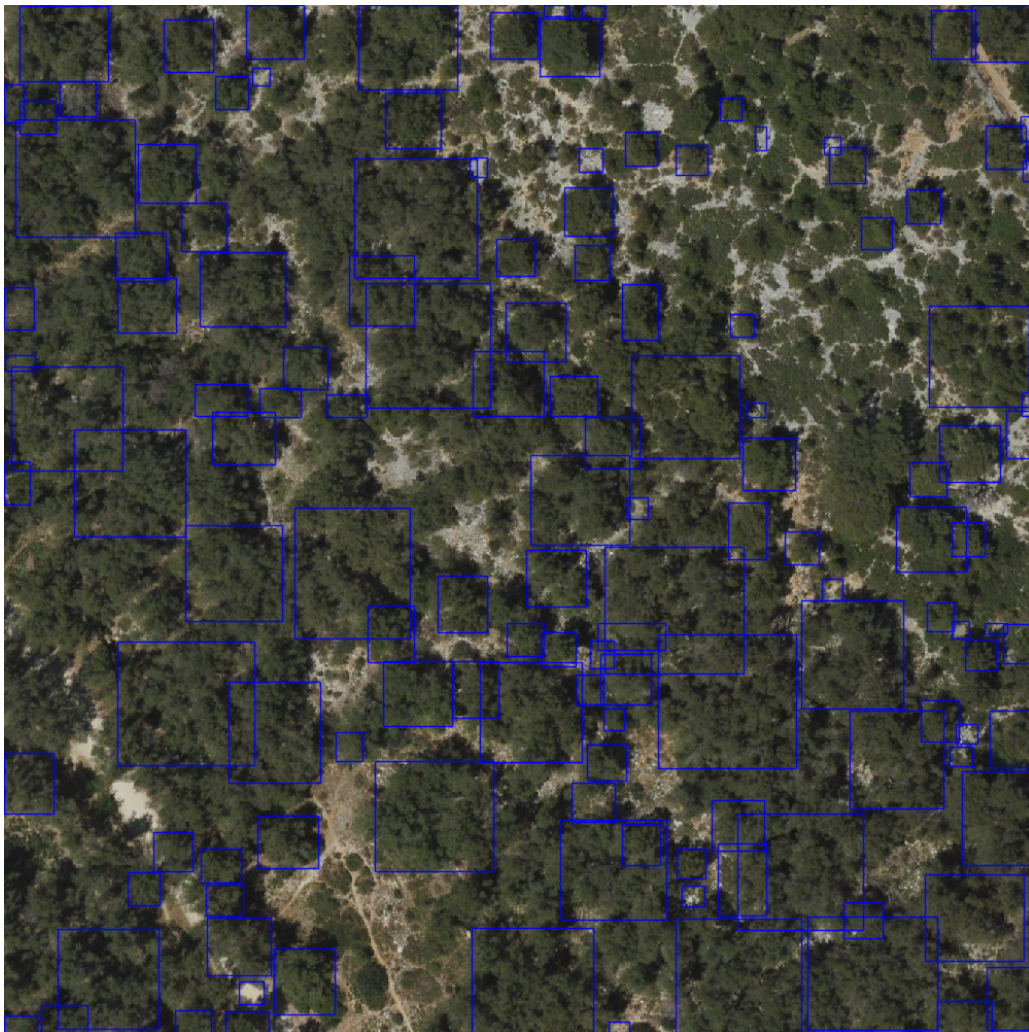


FIGURE 12 – Prédications de DeepForest sur les clanques de Luminy à Marseille

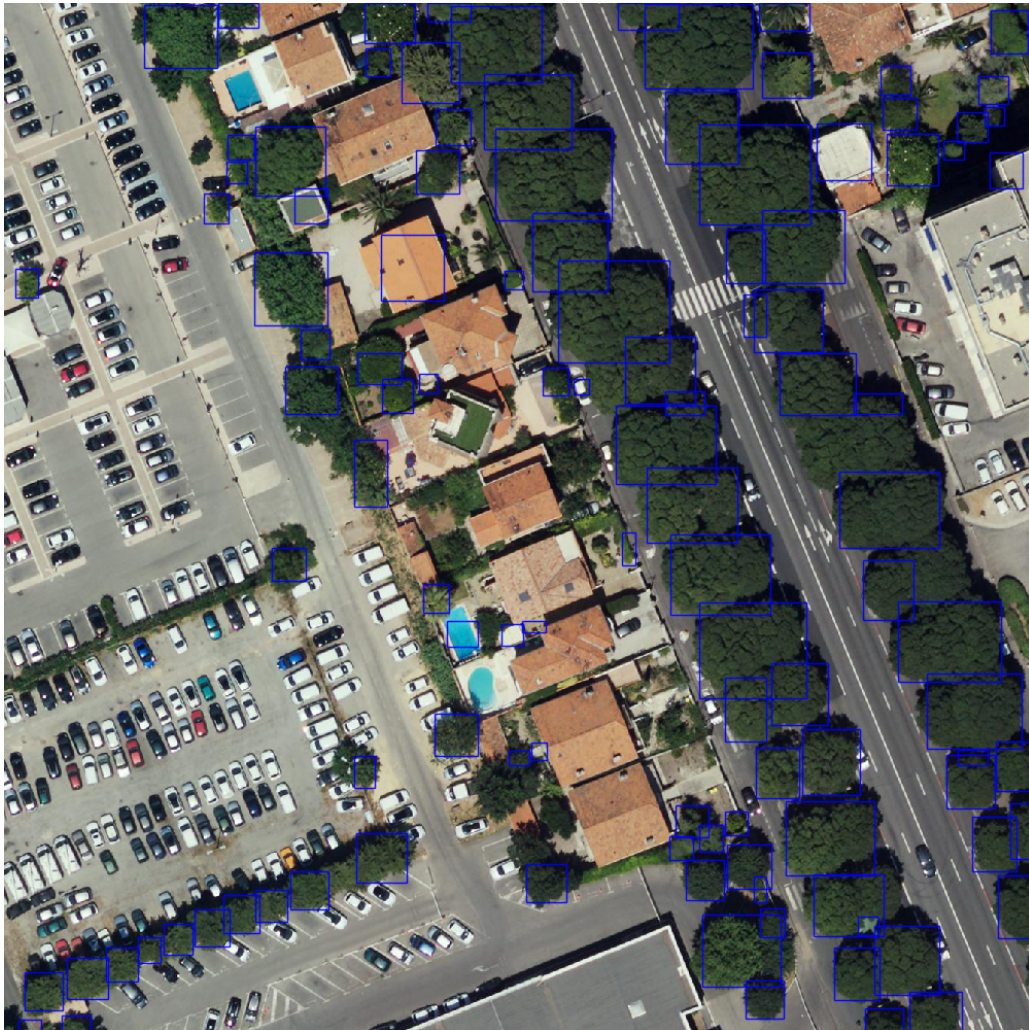


FIGURE 13 – Prédications de DeepForest sur le boulevard Michelet à Marseille

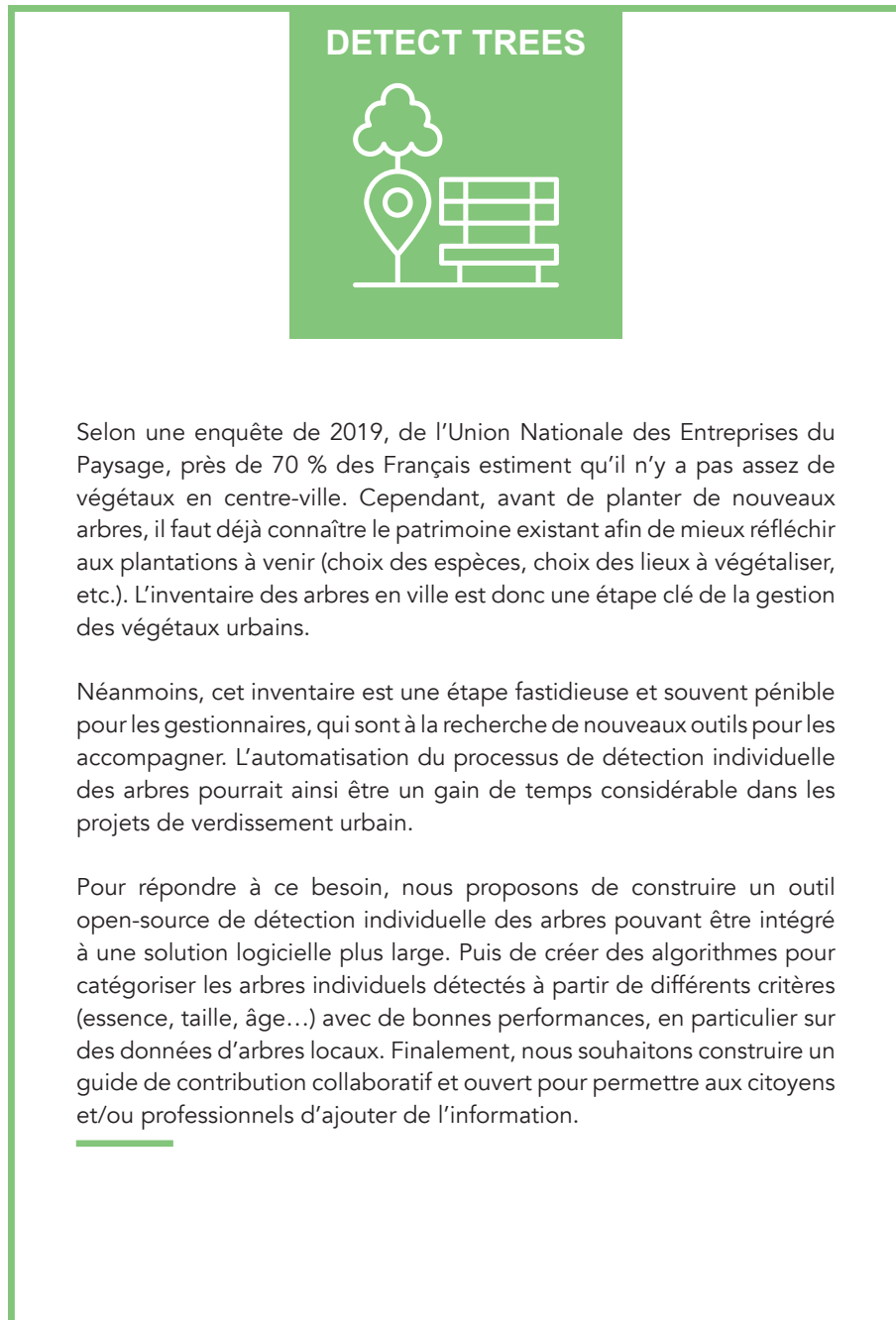


FIGURE 14 – Page sur le challenge Dectect Trees du dossier de presse du Hack4Nature