

# Détection et identification d'arbre à partir d'imagerie satellite

Augustin Albert

16 mai 2021

## Table des matières

<b>1 Détection des houppiers</b>	<b>2</b>
1.1 L'approche multi échelle . . . . .	2
1.2 Convolution et séparabilité du filtre gaussien . . . . .	3
1.3 Mise en place de l'algorithme . . . . .	4
1.4 Application au site d'étude . . . . .	5
<b>2 Identification des espèces</b>	<b>6</b>
2.1 Méthodologie de construction du modèle . . . . .	6
<b>3 Prolongements envisageables</b>	<b>6</b>
<b>A Résultats</b>	<b>7</b>

## Introduction

L'étude et le suivi de la répartition des espèces au sein de larges zones forestières est un problème complexe aux applications nombreuses : gestion des ressources naturelles, protection de la biodiversité, prévention des incendies, etc... Les études de terrain peuvent se révéler longues, coûteuses et imprécises du fait de la nécessité d'interpoler les données recueillies.

L'analyse automatisée d'imagerie aérienne vise à identifier les cimes des arbres (houppiers) en obtenant leur position, leur rayon ou leur forme et des caractéristiques telles que l'espèce ou l'âge. La disponibilité croissante depuis les années 2000 de photographies aériennes et satellite a donné lieu à de nombreuses analyses sur différents types de végétations.

Différentes approches pour la détection à partir d'image RGB ont été envisagées et se divisent en trois catégories. A l'exception de la dernière, elles exploitent la luminance ie, les images sont converties en niveau de gris : la détection d'extremum locaux formées de pixels lumineux associés au centre des houppiers, la détection de frontières formés de pixels peu lumineux associés au contour des houppiers, et plus récemment l'emploi de l'apprentissage automatique. Mon approche initiale du problème coïncidant avec les travaux fondateurs de la première catégorie, j'ai poursuivi dans cette direction.

## Objectifs du TIPE

1. Mettre au point une méthode de détection des arbres et de leur rayon à partir d'images aériennes de forêts.
2. Entraîner un réseau de neurones pour classifier selon l'espèce des images de houppier.
3. Appliquer ces techniques au Parc Naturel Régional du Morvan.

## 1 Détection des houppiers

### 1.1 L'approche multi échelle

On modélise un houppier par la figure 1. Il s'agit alors de repérer les amas circulaires de pixels plus lumineux que leur voisins : les blobs. Le diamètre des houppiers peut varier considérablement selon l'espèce et au sein d'une même image et la luminosité au centre des blobs n'est pas constante. Un seuillage de la luminosité est donc à exclure et une simple détection de contours se révèle peu précise lorsque la couverture forestière est dense. Une approche multi-échelle est donc nécessaire. Nous utiliserons la théorie de l'Espace d'échelle développée par Lindbergh [2].

L'idée est de générer à partir d'un signal d'origine une famille de signaux dont les détails fins disparaissent progressivement. Aucune opération ne doit



FIGURE 1 –  
Modélisation  
d'un houppier

donc générer d'artefacts supplémentaires.

L'image originale est lissée de manière répétée au moyen d'un filtre gaussien aux propriétés de lissage exceptionnelles pour générer la pyramide d'échelle qui sera exploitée ultérieurement. (Voir figure 2)



FIGURE 2 – Example de pyramide d'image, Original, CC BY-SA 1.0

Les fonctions gaussiennes utilisées sont paramétrées par le paramètre d'échelle  $\sigma$  :

$$G_\sigma(x, y) := \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)$$

À chaque étape,  $\sigma$  est multiplié par un ratio fixe ( 2 dans la littérature ). Puisque la résolution de l'image est réduite de moitié à chaque étape, chaque niveau est appelé octave en référence à la théorie musicale. Il peut être utile de rajouter des intervalles supplémentaires, ce qui est fait dans la suite. On dispose donc de 3 paramètres :  $\sigma$ , le nombre d'octave  $o$  et le nombre d'intervalle pour chaque octave  $i$ . La hauteur ( nombre de niveau de la pyramide ) est alors  $o \times i$  et le ratio  $2^{\frac{1}{i}}$ .

Un opérateur laplacien normalisé est appliqué aux images résultantes afin d'obtenir la pyramide d'échelle du laplacien du Gaussien («LoG»).

$$LoG_\sigma(x, y) := -\frac{1}{\pi\sigma^4} \left(1 - \frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)$$

La pyramide d'échelle de l'opérateur LoG permet d'extraire des zones d'intérêt indépendamment de leur taille en exploitant la réponse de l'opérateur LoG appliquée à un signal échelon. ( Voir figure 3). Lorsque le rayon caractéristique du blob  $r$  varie, le minimum (maximum en valeur absolue) du LoG est atteint au centre du blob. Lorsque le paramètre  $\sigma$  varie, la réponse au centre est minimale lorsque  $r$  est relié à  $\sigma$  par la relation  $\sqrt{2}\sigma = r$ . La réponse du LoG non normalisé s'atténuant lorsque  $\sigma$  augmente, l'opérateur est multiplié par  $\sigma^2$  pour que la réponse soit indépendante de l'échelle.

La détection des blobs se ramène ainsi à la recherche d'un minimum local relativement à l'espace et global relativement à l'échelle pour identifier à la fois les centres des houppiers et la taille caractéristique de leur rayon.

## 1.2 Convolution et séparabilité du filtre gaussien

Ces opérations se traduisent par le produit de convolution discrète de l'image par les fonctions  $G_\sigma$  et le laplacien ou directement par la fonction  $LoG_\sigma$ . Les considérations suivantes permettent de réduire le nombre d'opérations élémentaires du programme :

- L'opérateur LoG est bien approximé par la différence des gaussiennes («DoG») obtenue en réalisant la différence des niveaux successifs de la pyramide d'échelle.

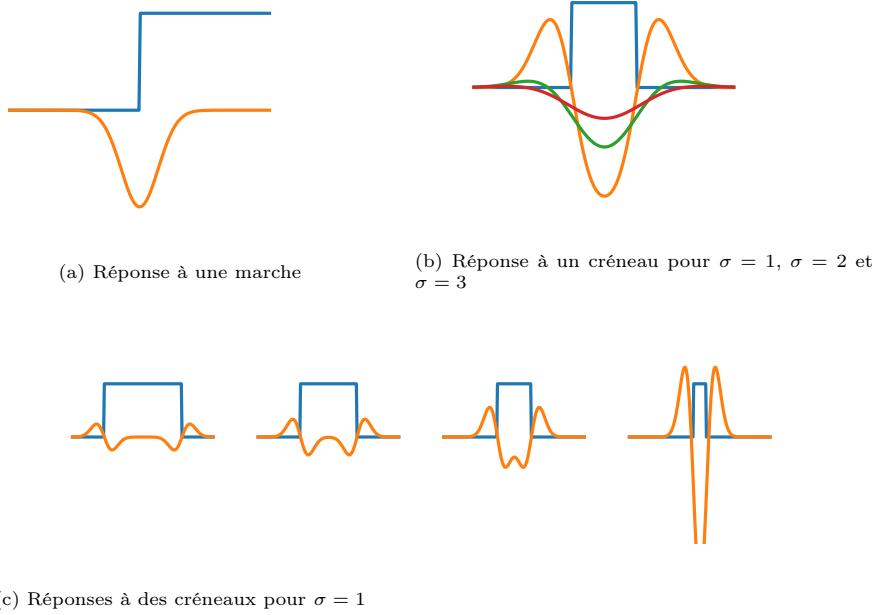


FIGURE 3 – Réponse de l’opérateur LoG à différents signaux. ( Convolution des signaux par l’opérateur LoG 1D )

- Une gaussienne prend presque toute ses valeurs dans un intervalle centré de largeur 3 fois l’écart-type  $\sigma$ . On utilise alors un noyau gaussien de taille  $1 + 3 \times E(\sigma)$
- On considère un noyau gaussien de taille  $h \times h$ . Le produit de convolution pour une image de taille  $N \times M$  nécessite  $cst \times h^2$  opérations élémentaires. Le filtre de Gauss étant séparable :  $G_\sigma(x, y) = G_{1D, \sigma}(x) \times G_{1D, \sigma}(y)$  où  $G_{1D, \sigma}(y) := \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp(-\frac{y^2}{2\sigma^2})$ , on décompose le calcul en deux étapes. On réalise la convolution de l’image avec avec  $G_{1D, \sigma}(x)$  puis la convolution du résultat avec  $G_{1D, \sigma}(y)$ , soit  $cst \times 2h$  opérations au prix d’espace mémoire supplémentaire.
- Lisser équivaut à atténuer l’amplitude des basses fréquences du spectre. D’après le théorème de Shannon, il est donc possible de sous-échantillonner les images lissées sans perdre d’information. En sous-échantillonnant à chaque étape, calculer le produit de convolution d’un niveau donné à partir du niveau précédent permet de réduire le nombre d’opérations.

### 1.3 Mise en place de l’algorithme

L’algorithme envisagé a été implémenté à l’aide du langage Python. Son fonctionnement est le suivant :

1. Conversion en nuance de gris ( Inversion éventuelle )

2. Génération de la pyramide d'échelle :
  - convolution par les noyaux gaussiens. Pour conserver des images de même taille, un remplissage des bords («padding») de type miroir est effectué, complétant l'image naturellement.
  - stockage dans un tableau Numpy 3D
3. Détection des minimums : différentes détections peuvent avoir lieu dans la même colonne donc pour conserver uniquement le houppier de rayon maximum lors d'éventuels chevauchements le tableau est parcouru par échelle décroissante, ie par rayons détectés décroissants (cf formule), chaque case est comparée à ses 26 voisins et on vérifie que les houppiers détectés ne débordent pas sur les précédents. En outre, seul les rayons supérieurs à un certain seuil sont conservés.
4. Extraction des houppiers : le rayon adapté est calculé d'après formule . Aucune délinéation supplémentaire n'est réalisée pour l'instant et une zone carrée correspondant au rayon est extraite.

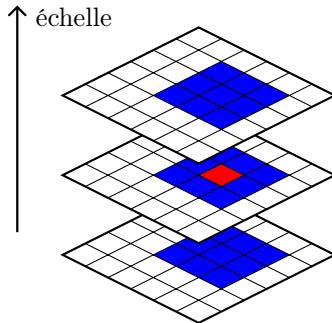


FIGURE 4 – Calcul des minimums dans la pyramide d'échelle de l'opérateur DoG

## 1.4 Application au site d'étude

Le site retenu est le Parc Naturel Régional du Morvan. La forêt de feuillus est progressivement remplacée par de la monoculture intensive de pin Douglas. Aujourd'hui, 50 % du Parc est constitué de conifères. Les deux espèces radicalement différentes par leur forme et répartition fournissent un bon sujet aux applications utiles (suivi de l'évolution du parc par exemple). Les images aériennes proviennent de Géoportail ©IGN, qui fournit également des données sur la couverture forestière (espèces, etc). La sélection des paramètres décrit précédemment nécessite de tâtonner. Ils dépendent des rayons minimum et maximum des arbres et fortement de l'échelle des images utilisées. Cependant, un même jeu de paramètre permet dans l'étude réalisée de détecter deux espèces à la répartition et au rayon moyen différents. Les données de terrain et les paramètres retenus sont les suivants :

image aérienne haute résolution : <0,1m/pixels  
échelle : 1 :1000  
rayons douglas : 1-5m  
rayons feuillus : 5-15m  
5 octaves, 5 intervalles et  $\sigma = 0.5$

## 2 Identification des espèces

L'identification d'espèce est un problème de reconnaissance de forme («pattern recognition») pour lequel les algorithmes d'apprentissage automatique excellent. Un réseau neuronal convolutif («CNN») est un type de réseau de neurones permettant de traiter des images. Il se différencie par l'ajout d'une couche de convolution en entrée : des produits de convolution permettant d'extraire des caractéristiques de l'image sont réalisés entre l'image et une ou plusieurs fonctions puis le résultat est traité par un réseau de neurone classique. Dans le cadre de notre problème, toutes les espèces présentes sur le site du Parc sont connues. Le choix se porte donc sur un apprentissage de type supervisé. Un algorithme de réseau de neurones à été écrit, mais ne permet pas à ce jour le traitement d'image donc la bibliothèque Tensorflow à été utilisée à la place.

### 2.1 Méthodologie de construction du modèle

L'algorithme précédent a été appliqué à des zones uniformément couvertes par une seule espèce et les images obtenues ont été labellisées. La base de donnée contient 173 images de douglas, 199 images de feuillus et 91 images non labellisées à des fins de vérification. Des images supplémentaires sont générées en appliquant des rotations aux images précédentes. L'architecture utilisée est une version simplifiée du modèle utilisé par , lui même adapté de ResNet, version suffisante étant donnée le nombre d'images et de classes (2).

## 3 Prolongements envisageables

Différents prolongement sont envisageables :

- prise en compte des différents stades de la croissance du Douglas dans le modèle.
- méthode de délinéation fine : segmentation par ligne de partage des eaux avec marqueurs («watershed segmentation»)
- séparation préalable des zones forestières des routes et zones aménagées.

## Références

- [1] Sebastian EGLI et Martin HÖPKE. « CNN-Based Tree Species Classification Using High Resolution RGB Image Data from Automated UAV Observations ». In : *Remote Sensing* 12.23 (nov. 2020), p. 3892. DOI : 10.3390/rs12233892.
- [2] Tony LINDEBERG. *Scale-Space Theory in Computer Vision*. Springer US, 1994. DOI : 10.1007/978-1-4757-6465-9. URL : <https://doi.org/10.1007/978-1-4757-6465-9>.
- [3] Milad MAHOUR, Valentyn TOLPEKIN et Alfred STEIN. « Automatic Detection of Individual Trees from VHR Satellite Images Using Scale-Space Methods ». In : *Sensors* 20.24 (déc. 2020), p. 7194. DOI : 10.3390/s20247194.
- [4] Sowmya NATESAN, Costas ARMENAKIS et Udaya VEPAKOMMA. « RESNET-BASED TREE SPECIES CLASSIFICATION USING UAV IMAGES ». In : *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* XLII-2/W13 (juin 2019), p. 475-481. DOI : 10.5194/isprs-archives-XLII-2-W13-475-2019.
- [5] Bipul NEUPANE, Teerayut HORANONT et Nguyen Duy HUNG. « Deep learning based banana plant detection and counting using high-resolution red-green-blue (RGB) images collected from unmanned aerial vehicle (UAV) ». In : *PLOS ONE* 14.10 (oct. 2019), p. 1-22. DOI : 10.1371/journal.pone.0223906.
- [6] Abdullah H. OZCAN et al. « Multiscale tree analysis from satellite images ». In : *2015 7th International Conference on Recent Advances in Space Technologies (RAST)*. IEEE, juin 2015. DOI : 10.1109/rast.2015.7208353.
- [7] Fabien Hubert WAGNER et al. « Individual tree crown delineation in a highly diverse tropical forest using very high resolution satellite images ». In : *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 145 (2018). SI : Latin America Issue, p. 362-377. ISSN : 0924-2716. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.09.013>.

## A Résultats

## A RÉSULTATS

8

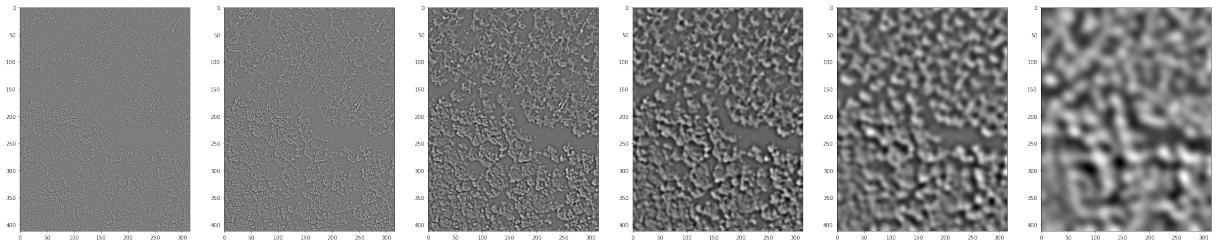


FIGURE 5 – Pyramide d'échelle de l'opérateur LoG grossière (6 octaves sans intervalle). Image originale ©IGN, 2021

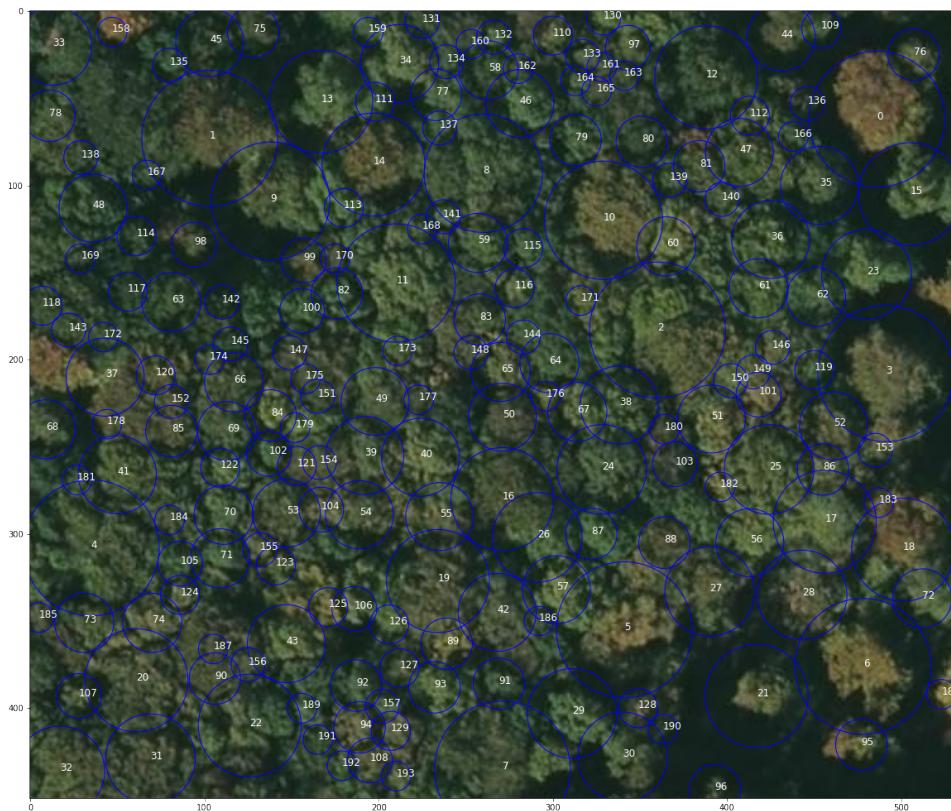


FIGURE 6 – Agencement désordonné de feuillus, ©IGN, 2021

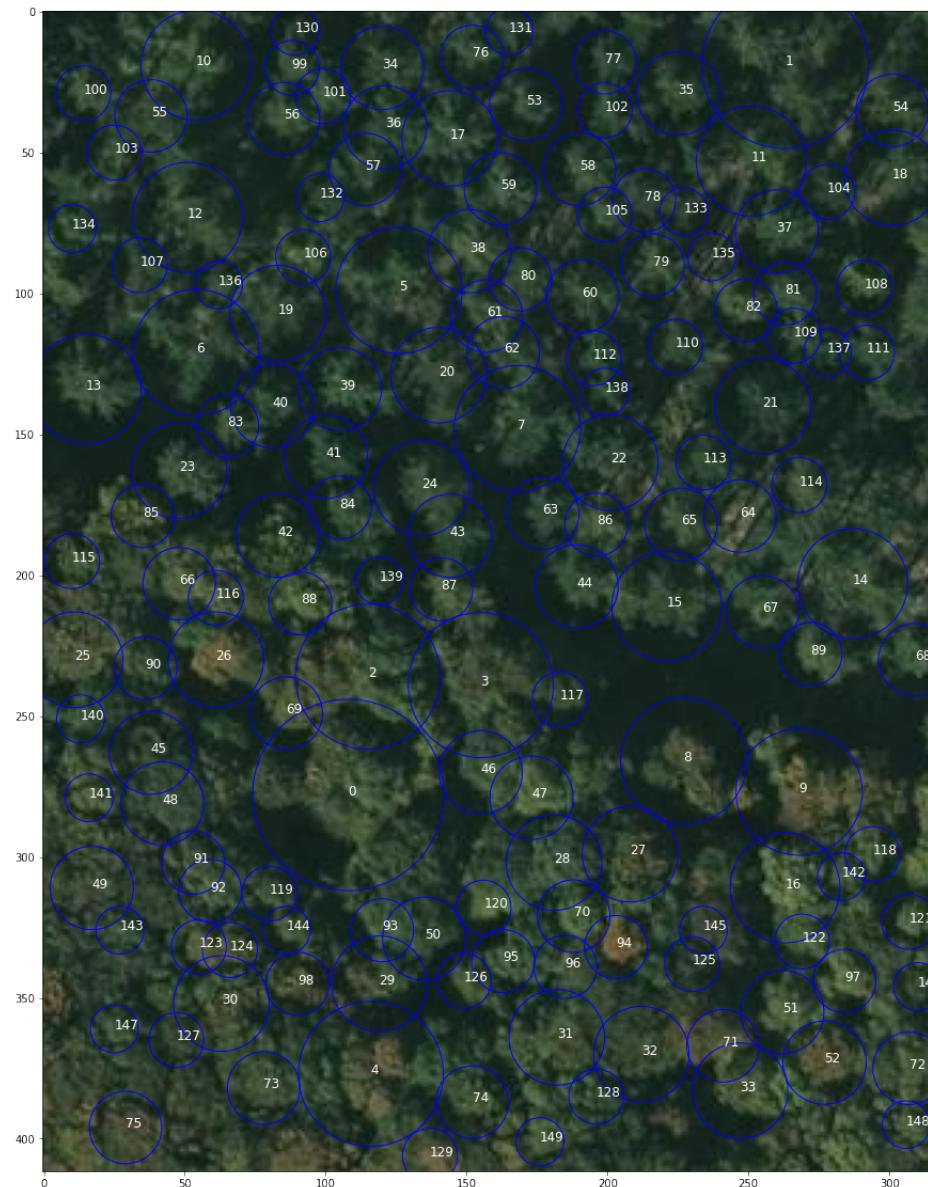


FIGURE 7 – Feuillus désordonnés et douglas semi-ordonné, ©IGN, 2021

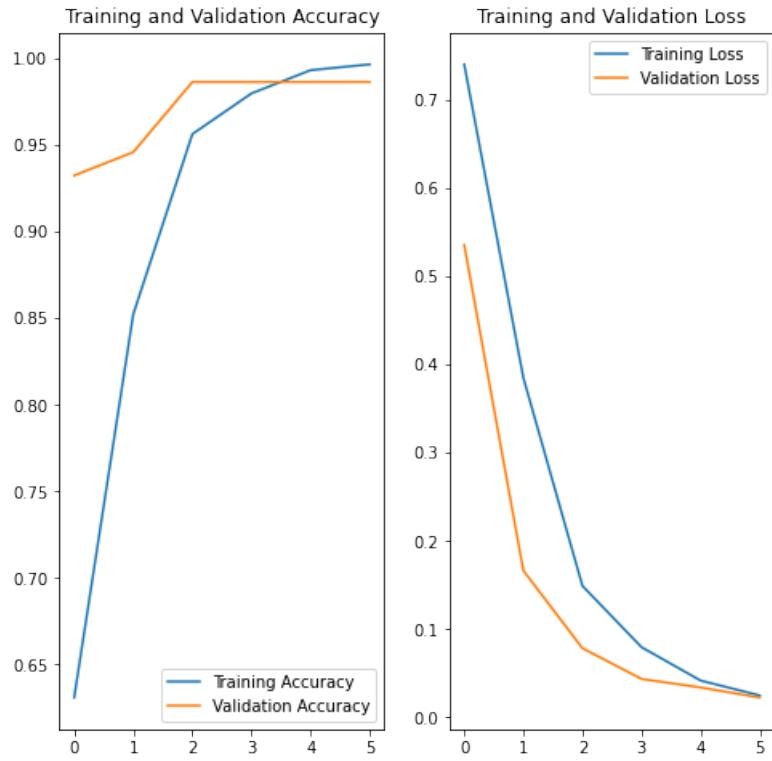


FIGURE 8 – Entraînement du modèle

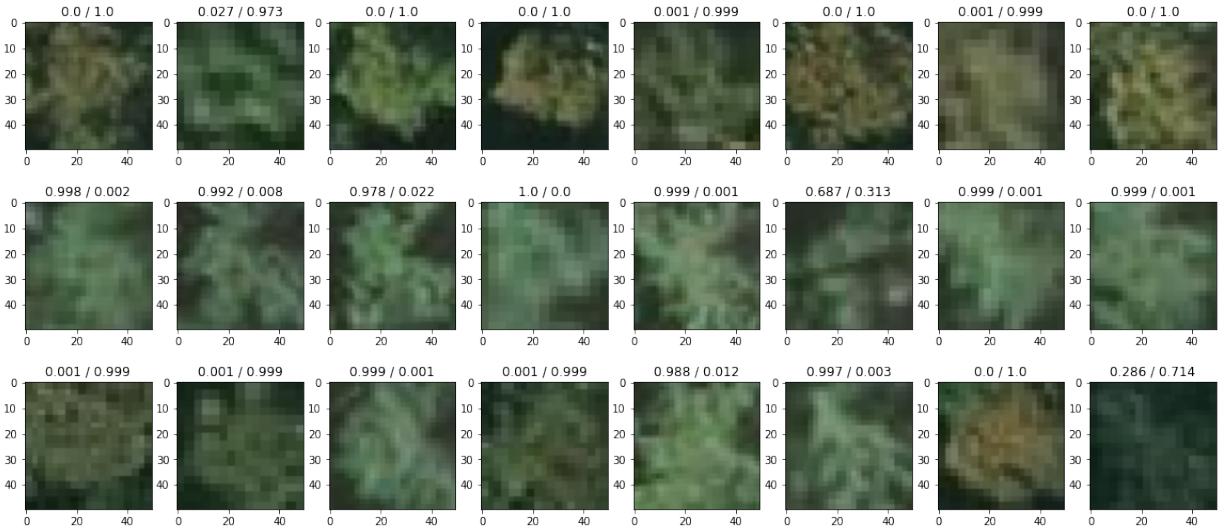


FIGURE 9 – Test du modèle : Feuillus et Douglas étiquettés et arbres non étiquetés, ©IGN, 2021 ( Légende : %Douglas/%Feuillus )