

Introduction

La classification de l'écorce est une tâche difficile qui pourrait aider certaines tâches comme la navigation des drones en forêt ou la gestion automatique de l'inventaire forestier. Il est aussi possible, par exemple, de l'utiliser pour faire de la localisation sémantique et pour faire un ajustement automatique des paramètres d'une écorcheuse. Cependant, il s'agit d'une tâche complexe, car la différence intra-classe peut être plus importante que la différence extra-classe.



Exemple de variation intra-classe et extra-classe

Contribution

1. Nouveau jeu de données d'images d'écorce
2. Résultat de référence pour la classification d'écorce par apprentissage profond.
3. Expérience permettant de déterminer l'importance de plusieurs facteurs clés (nombre d'images, vote de majorité, etc...)

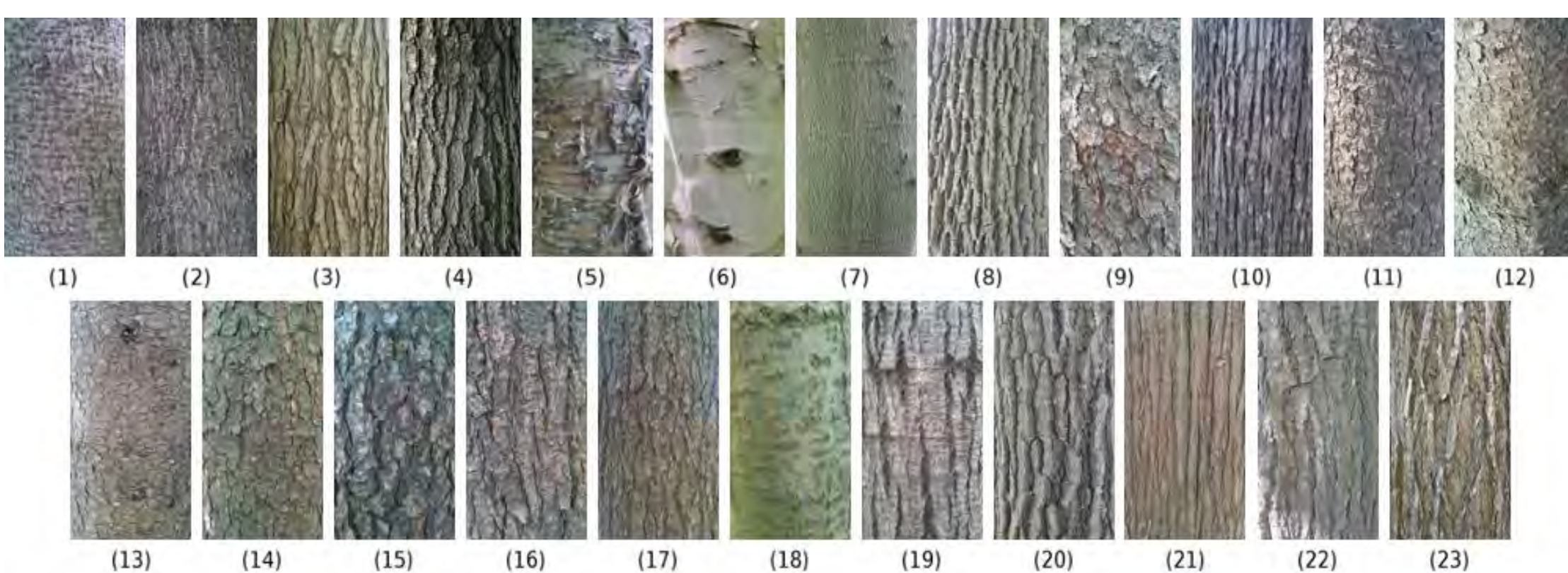
Jeu de données

-Composition:

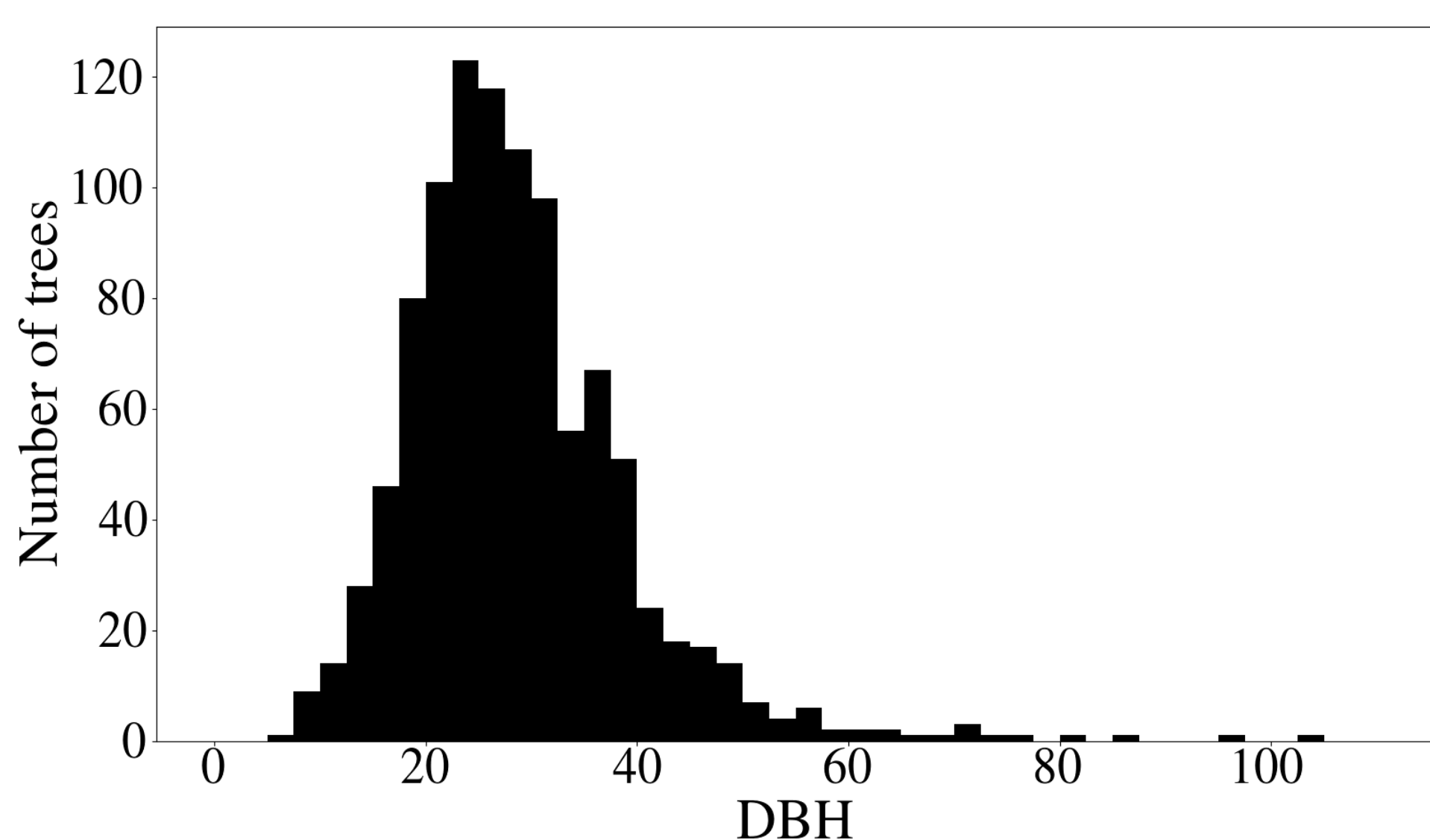
- 23 essences
- 1006 arbres
- 23 616 images

-Toutes les images ont été *croppées* manuellement

- Les images ont été prises dans des conditions variées pour maximiser la diversité du jeu de données.



Exemple représentatif pour chaque essence du jeu de données



Distribution du DBH du jeu de données

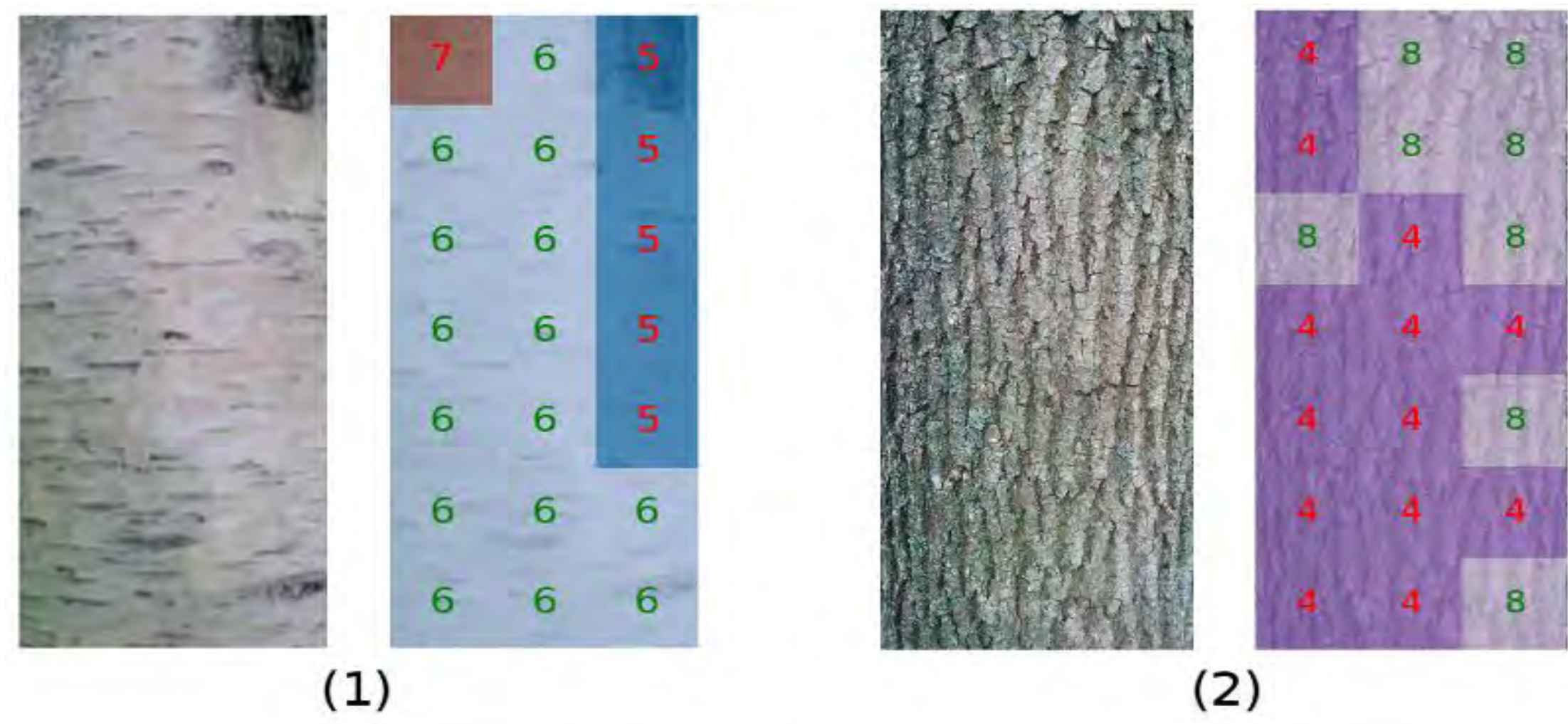
Méthode

Entraînement

1. Resnet pré-entraîné sur ImageNet
2. Flip horizontaux
3. Crops de 224x224 pris au hasard

Test en utilisant plusieurs *crops* par image

1. Séparer l'image en une grille de 224x224
2. Classer chaque *crop*
3. Utiliser un vote de majorité pour la classification finale



Exemple de classification par vote de majorité sur les *crops*. (1) montre une classification réussite sur *Betula papyrifera* et (2) montre une classification échouée sur *Fraxinus Americana*. Les nombres en vert représente la bonne classe et ceux en rouge une mauvaise.

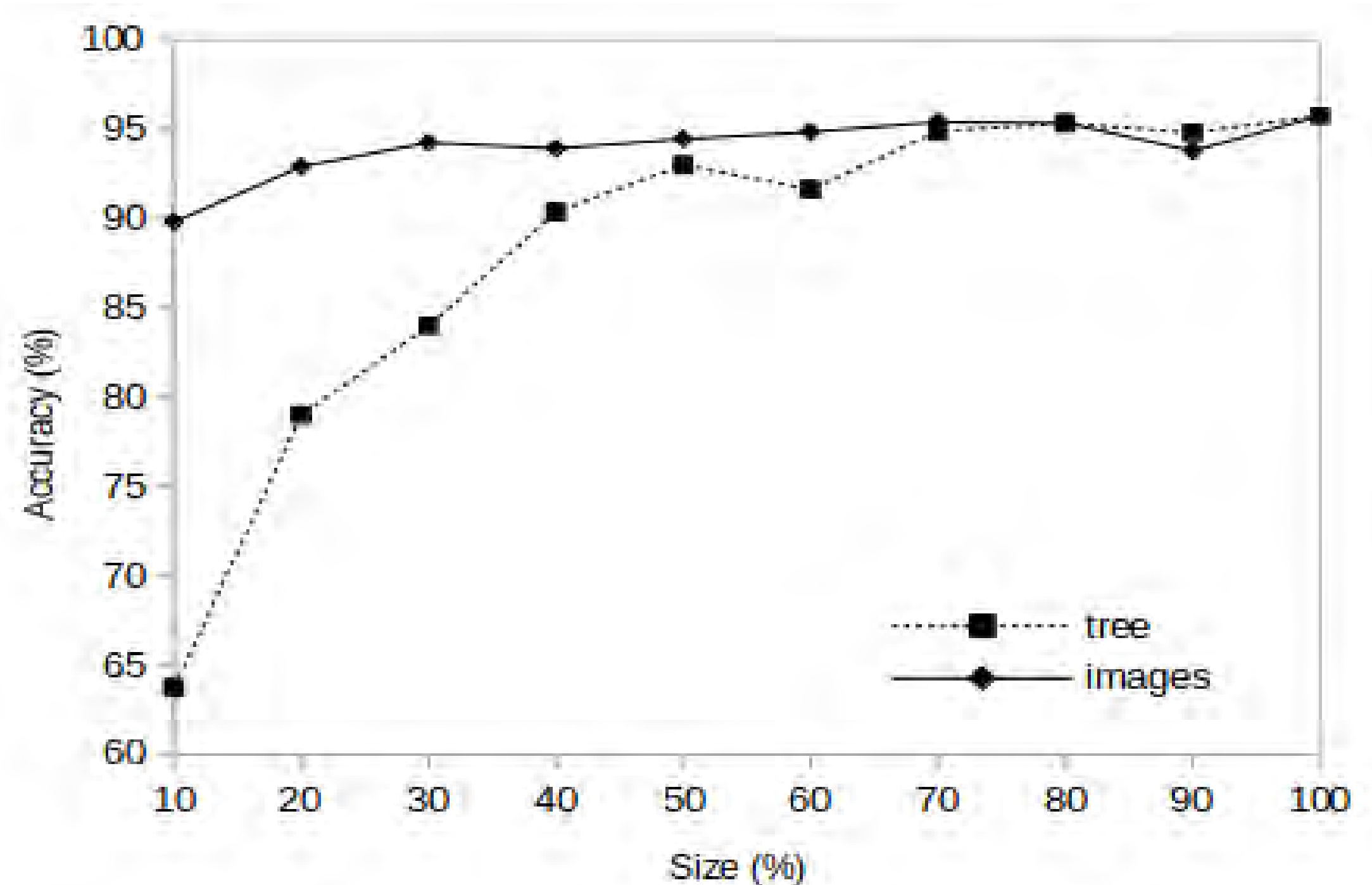
Résultats

Nous avons évalué notre approche à 3 niveaux différents:

1. 1 *crop* au hasard par image: **87,04%**
2. Toutes les *crops* d'une image: **93,88%**
3. Toutes les images d'un arbre: **97,81%**

True	1	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	16	17	19	20	21	22	23		
1 - <i>Abies balsamea</i> - Balsam fir	169	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	7	0	0	0	0	4	0	0	0	92.86 %
3 - <i>Acer rubrum</i> - Red maple	0	276	32	0	0	2	4	0	2	0	0	1	0	0	1	2	4	0	1	1	0	84.66 %
4 - <i>Acer saccharum</i> - Sugar maple	0	15	364	0	0	0	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	91.46 %
5 - <i>Betula alleghaniensis</i> - Yellow birch	3	1	0	230	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	92.74 %
6 - <i>Betula papyrifera</i> - White birch	0	0	0	9	244	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	95.69 %
7 - <i>Fagus grandifolia</i> - American beech	0	2	1	0	0	164	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	97.62 %
8 - <i>Fraxinus americana</i> - White ash	0	7	5	0	0	0	273	0	1	0	0	3	0	0	0	0	2	0	0	1	0	93.49 %
9 - <i>Larix laricina</i> - Tamarack	0	0	0	0	0	0	0	377	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	99.74 %
10 - <i>Ostrya virginiana</i> - American hophornbeam	0	4	1	0	0	0	0	0	110	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	5	90.91 %
11 - <i>Picea abies</i> - Norway spruce	0	0	0	0	0	0	0	0	0	258	4	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	97.73 %
12 - <i>Picea glauca</i> - White spruce	0	0	0	0	0	0	0	0	6	113	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	94.96 %
13 - <i>Picea mariana</i> - Black spruce	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	175	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	98.87 %
14 - <i>Picea rubens</i> - Red spruce	0	0	0	1	0	0	0	9	0	2	0	2	132	0	1	0	0	0	0	0	0	89.80 %
16 - <i>Pinus resinosa</i> - Red pine	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	112	4	0	0	0	0	0	0	0	95.73 %
17 - <i>Pinus strobus</i> - Eastern white pine	7	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	190	0	1	0	1	1	0	0	94.06 %
19 - <i>Populus tremuloides</i> - Quaking aspen	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	205	0	0	1	99.51 %
20 - <i>Quercus rubra</i> - Northern red oak	1	4	20	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	4	510	0	1	0	0	93.92 %
21 - <i>Thuja occidentalis</i> - Northern white cedar	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	146	0	0	0	100.00 %
22 - <i>Tsuga canadensis</i> - Eastern Hemlock	0	2	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	190	1	0	0	96.94 %
23 - <i>Ulmus americana</i> - American elm	0	7	1	0	0	0	1	0	14	0	0	0	0	0	2	1	1	0	0	0	130	82.80 %

Matrice de confusion moyenne avec vote de majorité sur les images en utilisant un *resnet34*



Résultats obtenus avec un *resnet34* en utilisant un plus petit pourcentage des a) images et b) arbres du jeu de données avec plusieurs *crops* par image.

Conclusion

Nos résultats indiquent que

1. Il est plus important d'avoir un grand nombre d'arbre dans le jeu de données qu'un nombre d'images par arbre
2. Les images d'un même arbre devrait être prises à des endroits variées.
3. L'apprentissage profond est efficace pour faire de l'identification d'arbres à partir d'images de l'écorce.

Références

1. N. Atanasov, *et al.*, "Localization from semantic observations via the matrix permanent, 2016.
2. T. Hellström, *et al.*, "Autonomous forest vehicles: Historic, envisioned, and state-of-the-art, 2009.
3. S. Fiel and R.Sablatnig, "Automated Identification of Tree Species from Images of the Bark, Leaves and Needles, 2011.
4. A. Bressane, *et al.*, "Statistical analysis of texture in trunk images for biometric identification of tree species", 2015.