

Comment estimer le diamètre des arbres avec le LiDAR aérien?

12.02.2025

Matthew Parkan

Système d'Information du Territoire Neuchâtelois



Swiss **LiDAR** Day

 **ne.ch**
RÉPUBLIQUE ET CANTON DE NEUCHÂTEL

Introduction

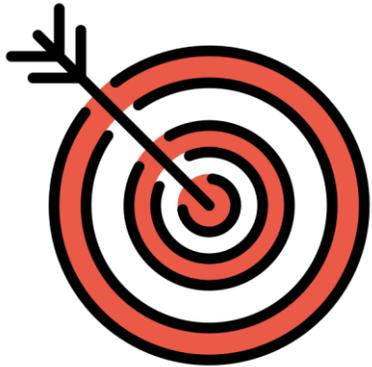
Le **diamètre du tronc à hauteur de poitrine (DHP)** est l'un des principaux indicateurs utilisés par les forestiers

Les inventaires forestiers terrestres sont chers, limités à des petites surfaces et aux zones accessibles

Les données LiDAR sont disponibles et renouvelées ~tous les 3 ans



Introduction / **Objectifs**



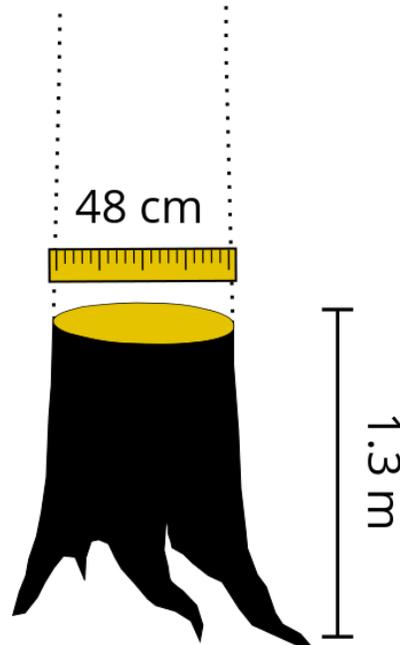
- Prédiction du diamètre avec $<10\%$ erreur relative
- Seuil de mesure à 17.5 cm
- Adaptable à différentes espèces
- Fonctionner à l'échelle du Canton
- Intervention minimale de l'utilisateur

Introduction / Méthodes à l'échelle de l'arbre (1)



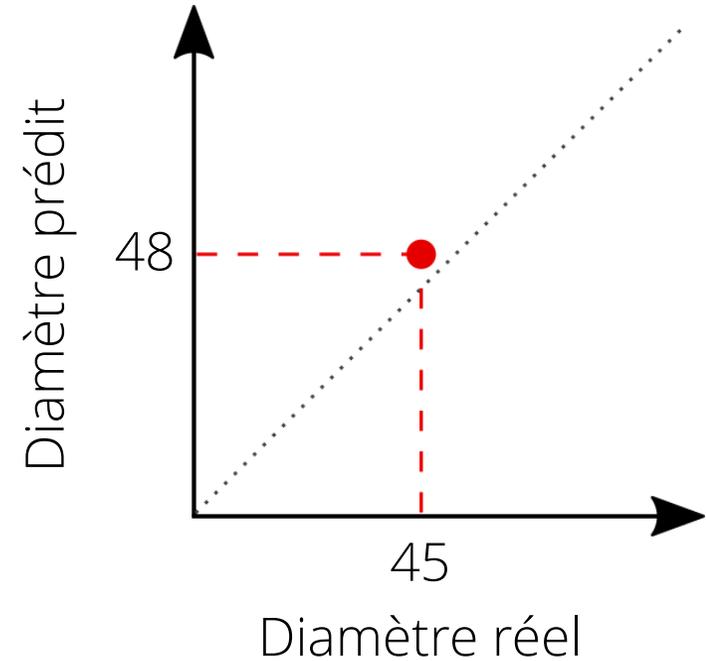
1

Détection de l'arbre
ou du tronc



2

Estimation directe ou
indirecte du diamètre

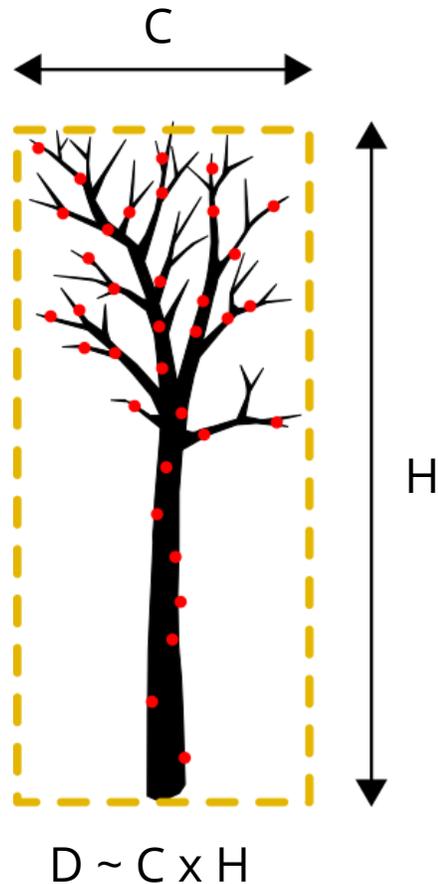


3

Validation

Introduction / Méthodes à l'échelle de l'arbre (2)

Modélisation allométrique (régression) à partir de variables auxiliaires



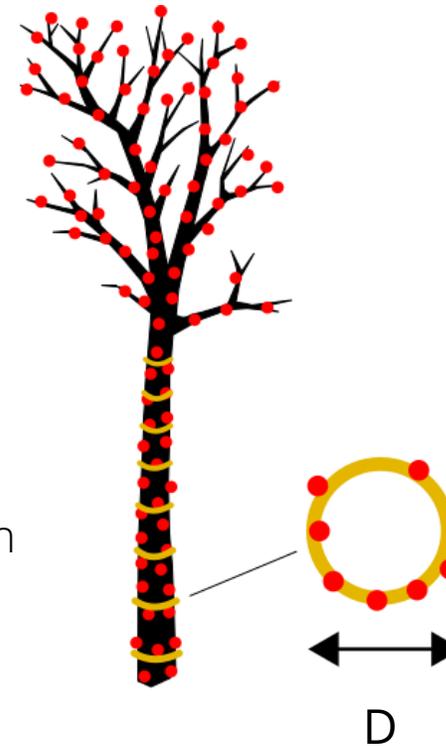
Avantages

- Fonctionne avec ou sans feuilles
- LiDAR peu dense suffit
- Calcul rapide, peu intensif
- Généralisable

Inconvénients

- Nécessite mesures de terrain
- Nécessite délimitation de la couronne
- Erreur parfois importante

Modélisation géométrique du tronc Directement dans le nuage de points



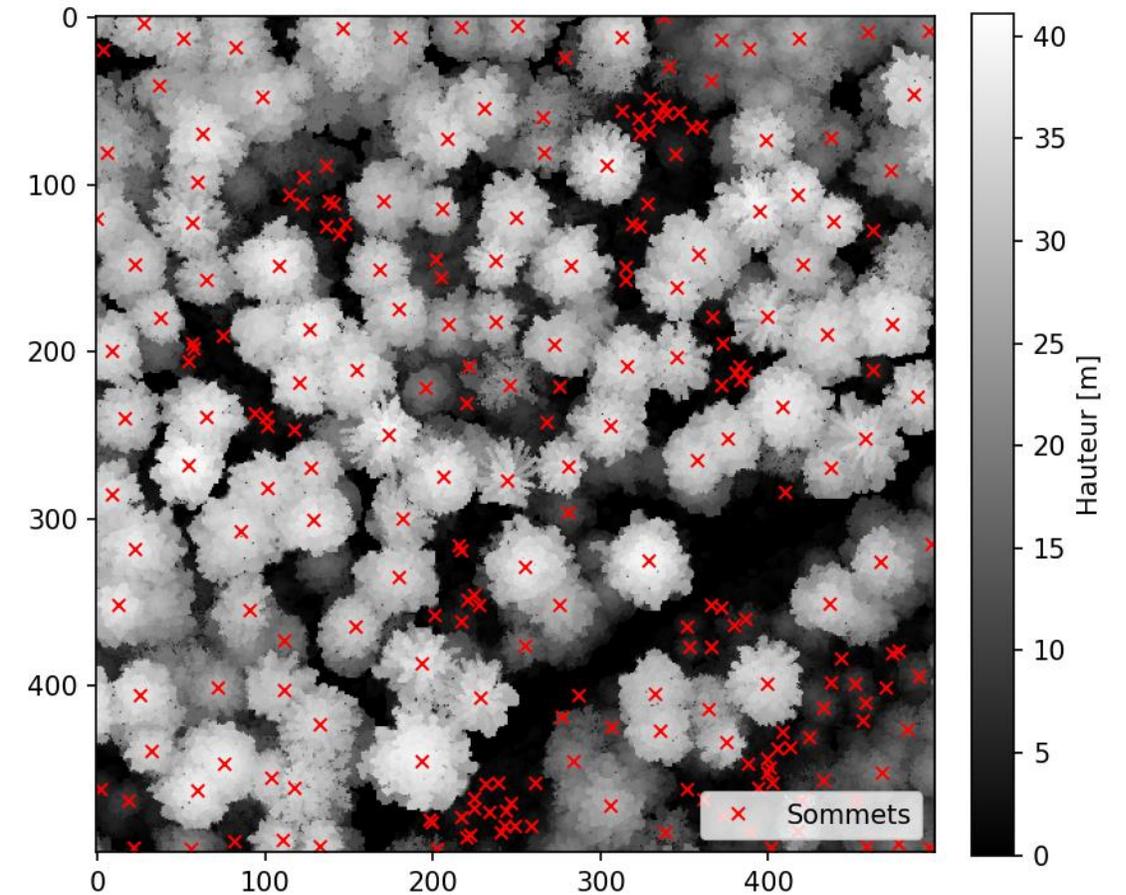
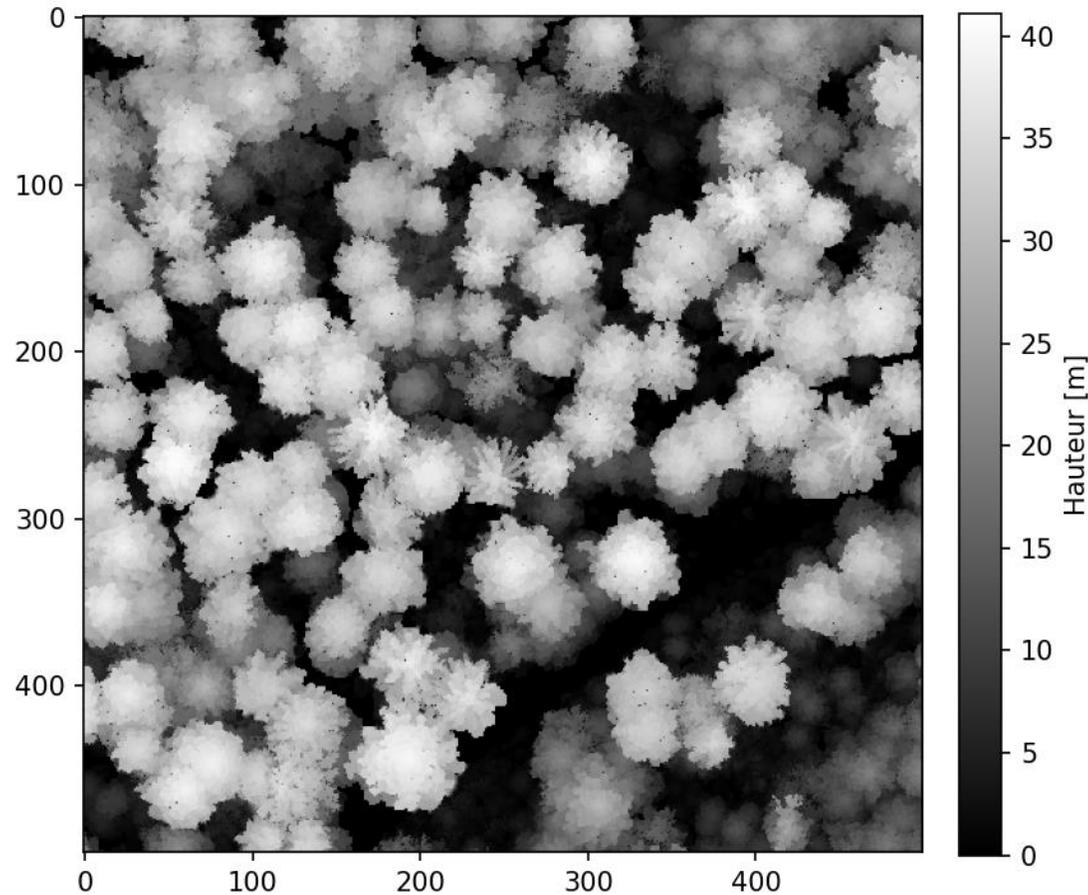
Avantages

- Pas de mesures de terrain requises
- Meilleure estimation

Inconvénients

- Fonctionne uniquement sans feuilles
- LiDAR dense requis
- Nécessite détection du tronc
- Peu généralisable

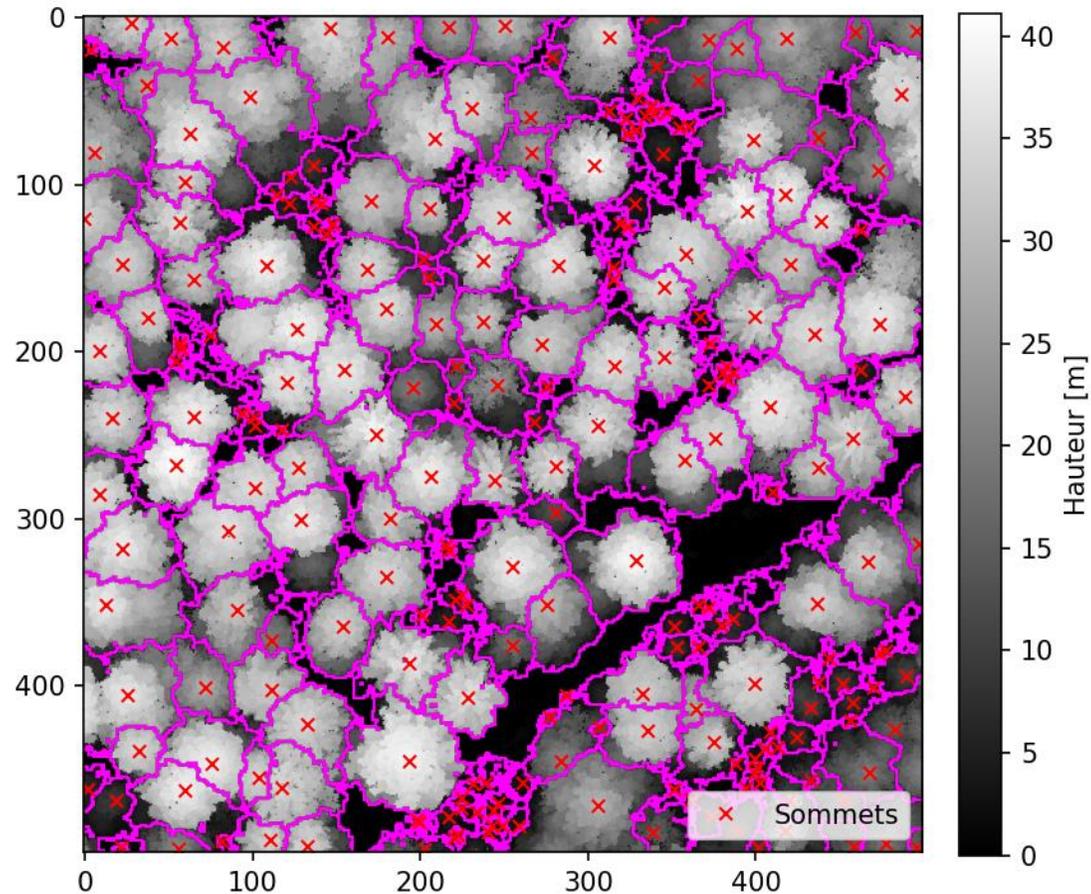
Méthode – Classique (1)



1 Calcul d'un modèle numérique de canopée (MNC) à partir du nuage de points LiDAR

2 Détection des maxima locaux dans le modèle numérique de canopée (hauteur) avec une fenêtre de recherche à rayon variable

Méthode – Classique (2)



3 Délimitation des couronnes par la méthode des bassins versants



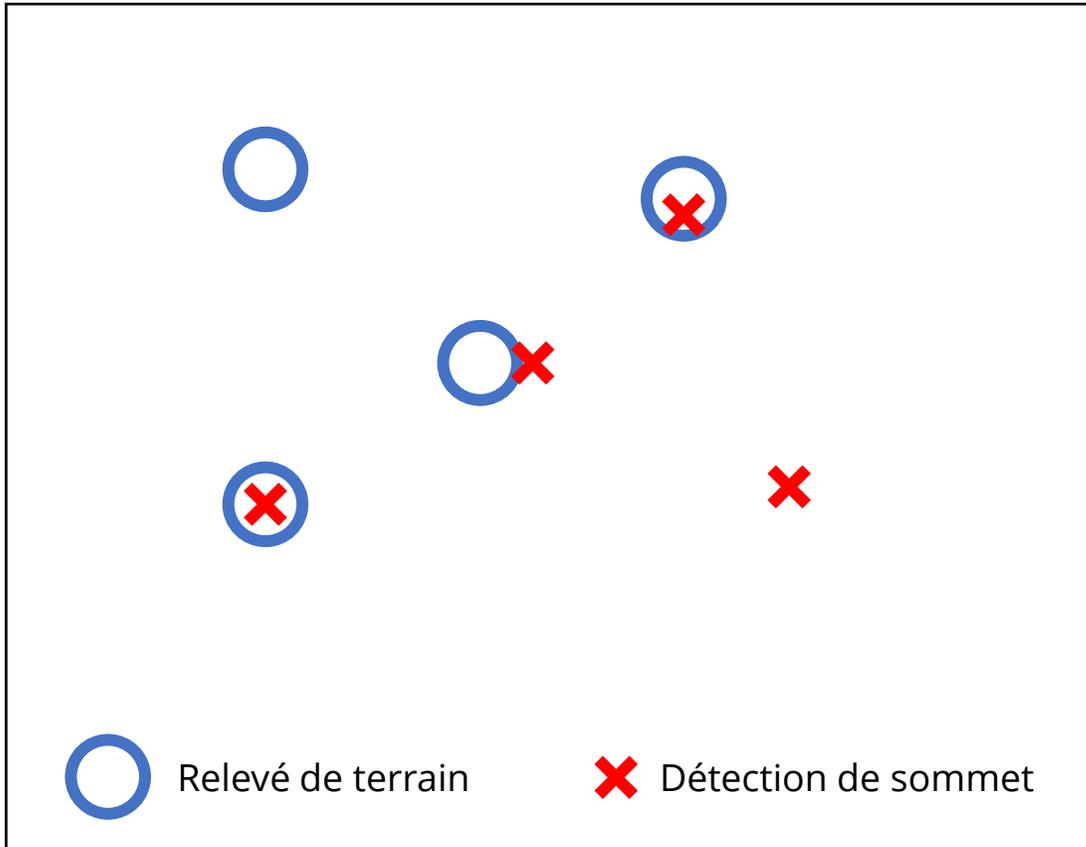
Hauteur max. = 32.6 m

Surface = 44 m²

Diamètre moyen = $2 \cdot \sqrt{\frac{Surface}{\pi}} = 7.5 \text{ m}$

4 Calcul de la hauteur max. et de la surface de chaque couronne

Méthode – Classique (3)

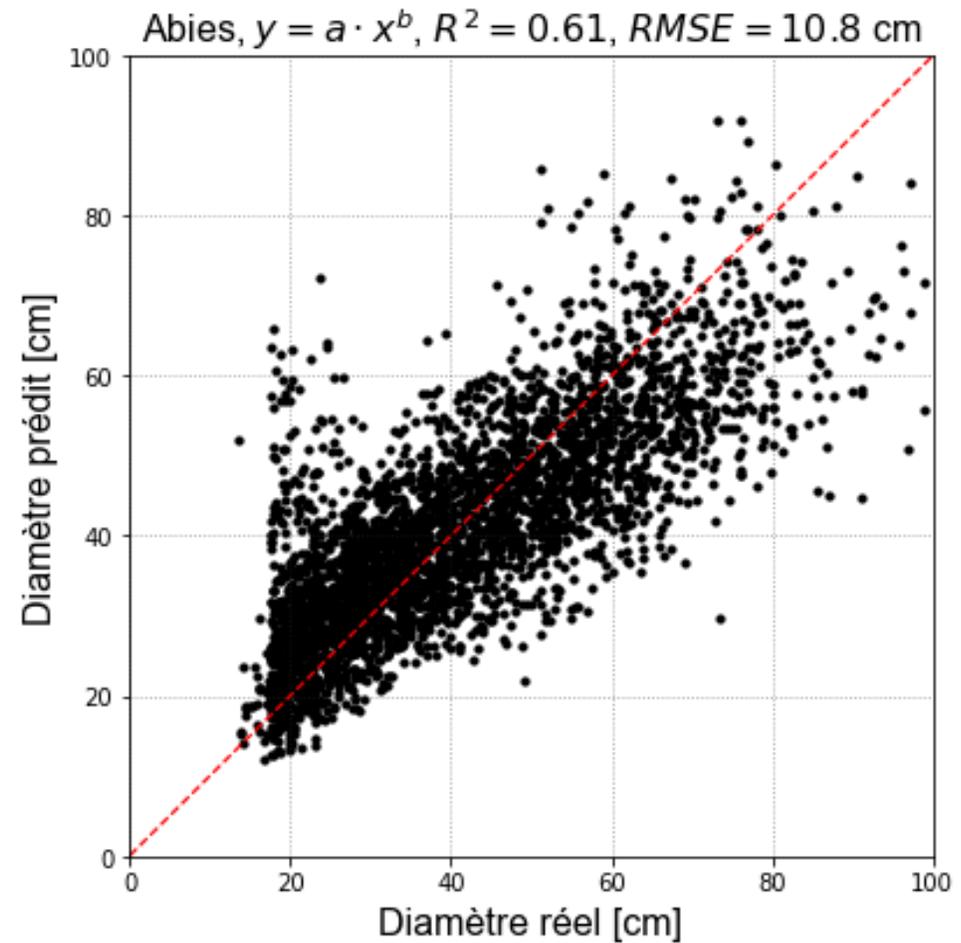
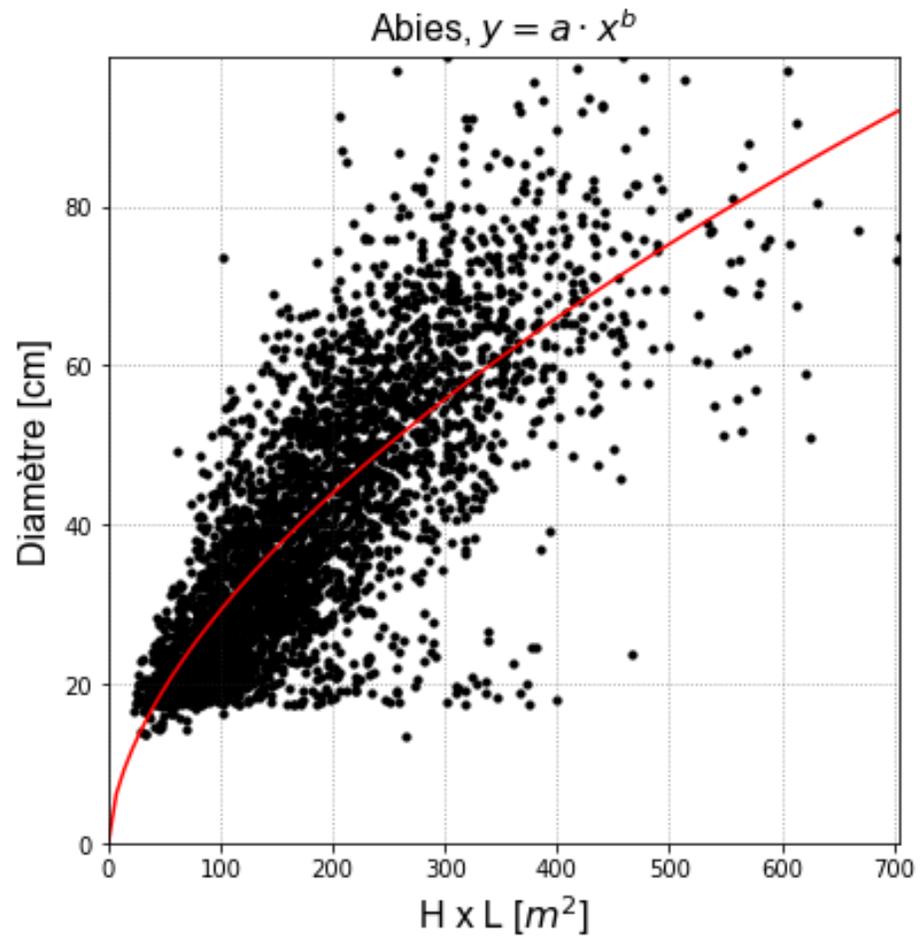


5 Appariement des observations de terrain et de la détection des sommets

Genre	Hauteur	Surface	DHP
Abies	36.1	78.5	60
Abies	26.2	221	24
Fagus	29	97	47
Picea	22	20	32
Pinus	29	50	48
Picea	2.26	5.4	68
...

6 Filtrage des valeurs aberrantes

Méthode – Classique (4)



7

Ajustement de modèles allométriques et prédiction par groupe/genre/espèce

8

Validation, estimation de l'erreur

Résultats

Genre ¹	RMSE [cm]		R ²	
	Seg. Manuelle ²	Seg. Auto.	Seg. Manuelle ²	Seg. Auto.
Abies	6.70	10.78	0.85	0.61
Acer	#N/A	8.82	#N/A	0.22
Fagus	8.24	9.95	0.71	0.25
Fraxinus	7.87	8.40	0.82	0.30
Larix	10.38	10.19	0.67	0.13
Picea	9.28	9.97	0.81	0.54
Pinus	#N/A	12.32	#N/A	0.16
Pseudotsuga	6.34	12.03	0.89	0.67
Quercus	5.98	11.80	0.81	0.42
Sorbus	#N/A	6.81	#N/A	0.03
Taxus	#N/A	6.06	#N/A	0.00

1. Genres avec <20 obs. non listés

2. Jeu de données différent

Discussion

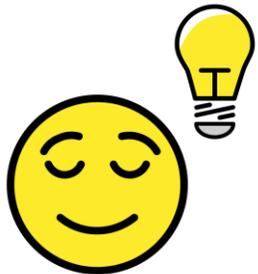


Surface de couronne dépend de la qualité de la segmentation qui est peu fiable

Nécessite idéalement un modèle par genre/espèce (donc détecter l'espèce)

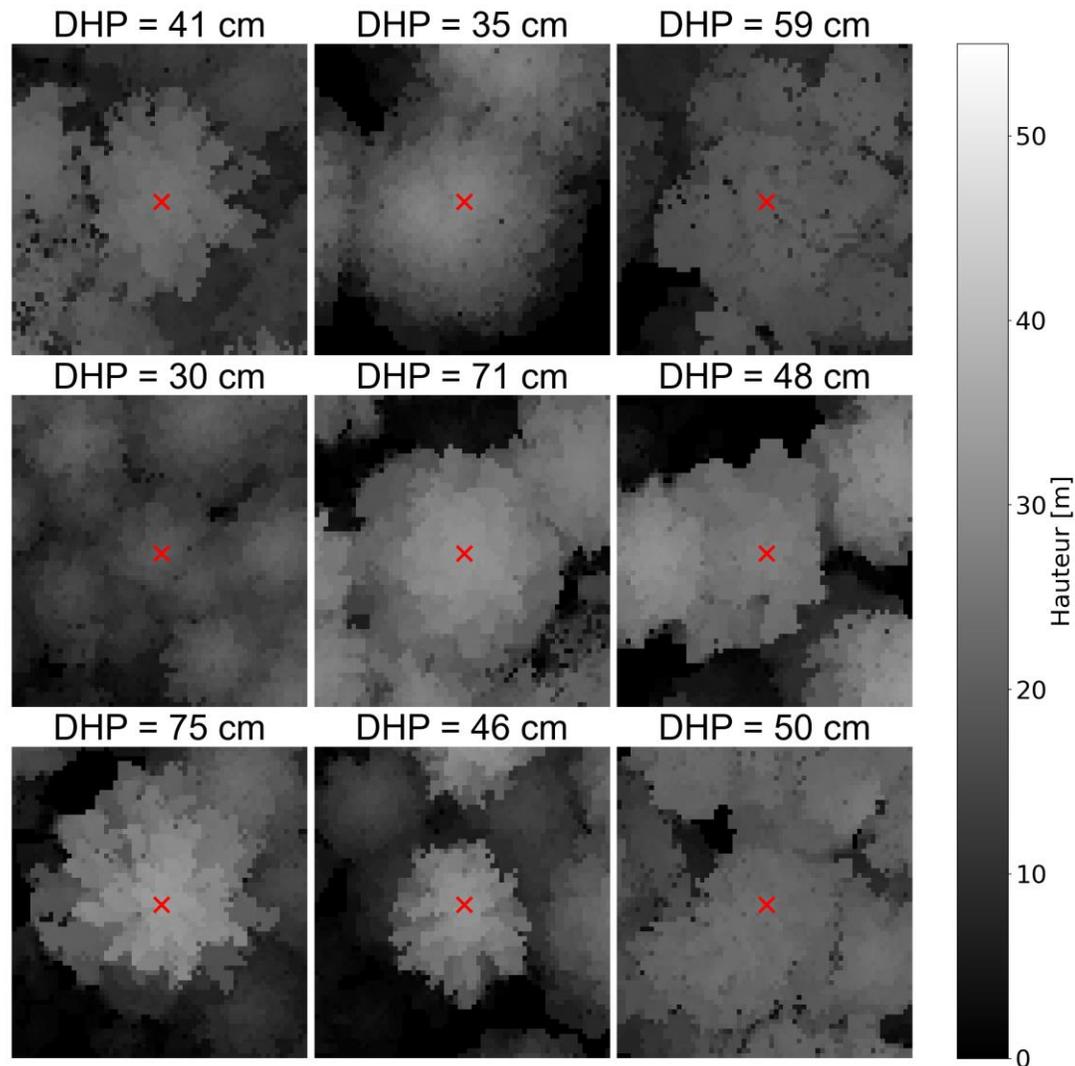


Comment **améliorer la segmentation** des couronnes ou **ne pas devoir l'utiliser**?



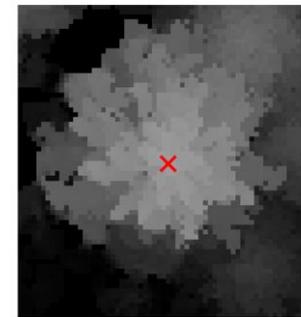
Utiliser un algorithme qui **apprend implicitement à corrélér le DHP avec la hauteur, la taille de couronne et l'espèce** visibles dans le MNC

Méthode – Régression par réseau neuronal convolutif



Un **réseau neuronal convolutif 2D** apprend à corrélérer des extraits du MNC (20 cm) à un DHP

Input



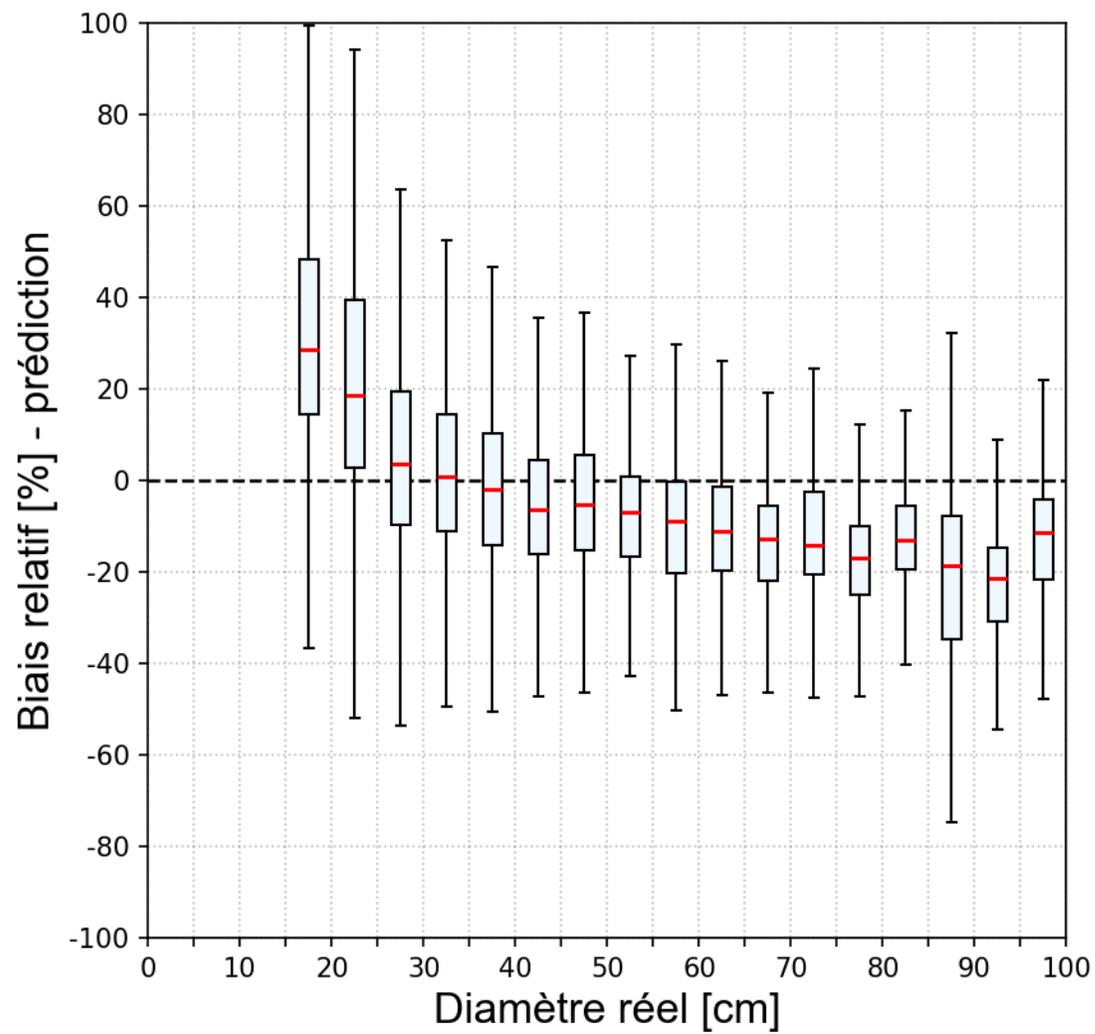
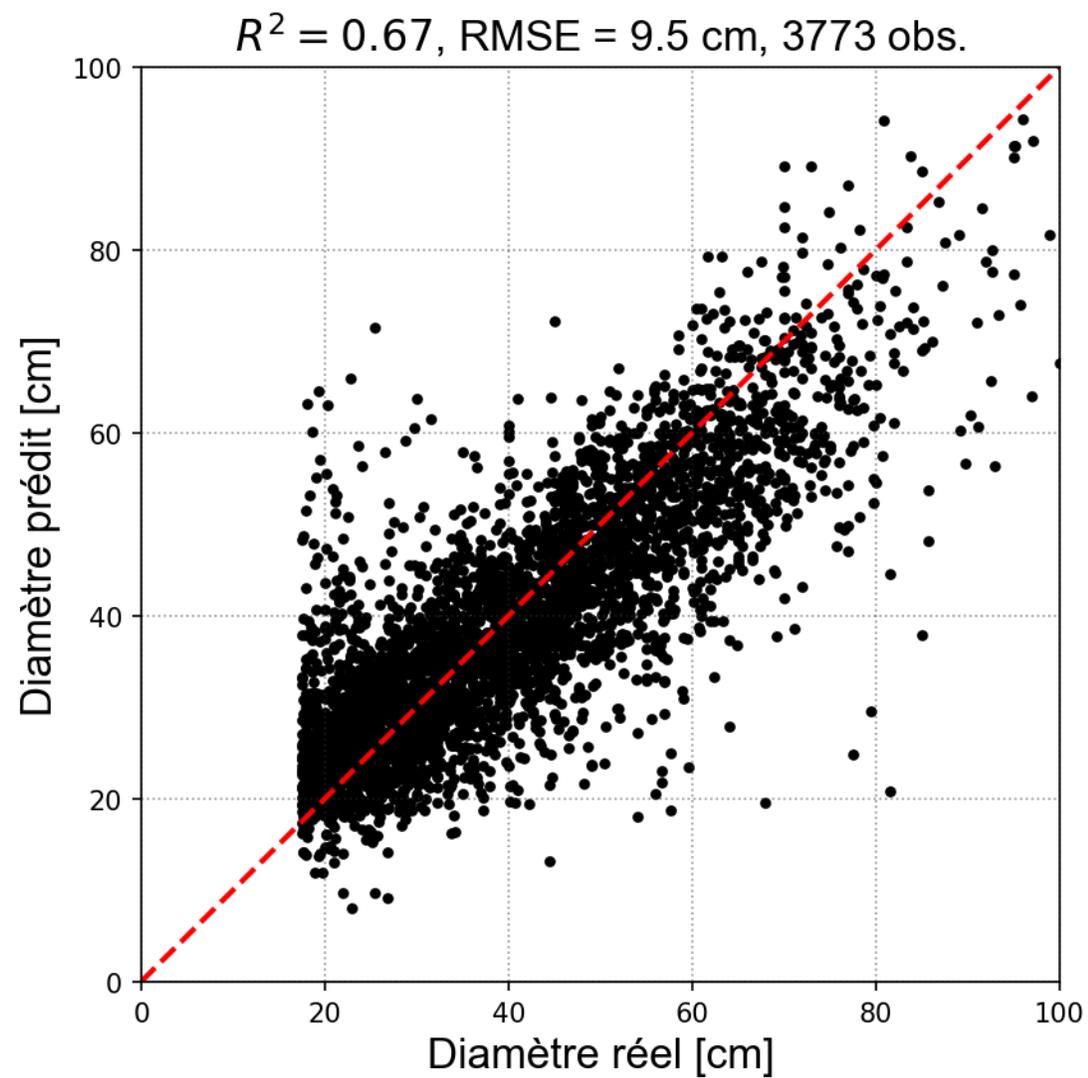
64 x 64 pixels
12.8 x 12.8 m

Output

DHP = 75 cm

2/3 données (7660) utilisées pour l'entraînement, 1/3 (3773) pour validation

Résultats



Résultats

Genre ¹	RMSE [cm]			R ²			
	Obs. test	Seg. Manuelle ²	Seg. Auto.	RNC	Seg. Manuelle ²	Seg. Auto.	RNC
Abies	1235	6.70	10.78	9.44	0.85	0.61	0.74
Acer	164	#N/A	8.82	7.55	#N/A	0.22	0.17
Fagus	557	8.24	9.95	9.80	0.71	0.25	0.40
Fraxinus	21	7.87	8.40	6.98	0.82	0.30	0.60
Larix	63	10.38	10.19	7.25	0.67	0.13	0.49
Picea	1260	9.28	9.97	9.10	0.81	0.54	0.65
Pinus	40	#N/A	12.32	13.85	#N/A	0.16	-0.11
Pseudotsuga	36	6.34	12.03	9.00	0.89	0.67	0.71
Quercus	144	5.98	11.80	14.01	0.81	0.42	-0.06
Sorbus	48	#N/A	6.81	7.70	#N/A	0.03	-0.52
Taxus	160	#N/A	6.06	9.12	#N/A	0.00	-1.40

1. Genres avec <20 obs. non listés

2. Jeu de données différent

Discussion

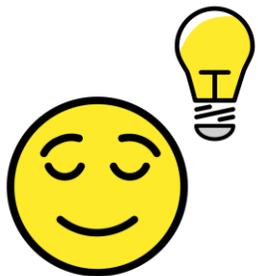


Surface de couronne dépend de la qualité de la segmentation qui est peu fiable

Nécessite idéalement un modèle par genre/espèce (donc détecter l'espèce)



Comment **améliorer la segmentation** des couronnes ou **ne pas devoir l'utiliser**?



Utiliser un algorithme qui **apprend à prédire l'emprise des couronnes (segmentation) à partir de données annotées manuellement**

Méthode – Segmentation par réseau neuronal convolutif (1)

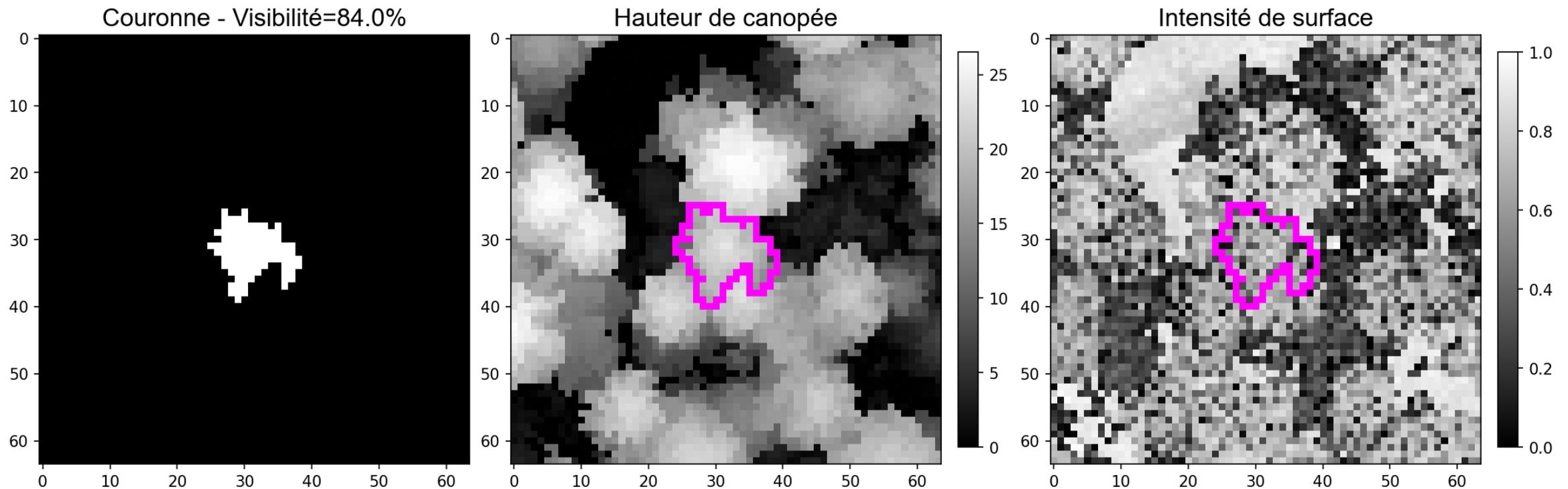
Annotation manuelle de l'emprise des arbres dans les points 3D



Vu depuis dessus, l'arbre peut être partiellement ou totalement caché

Méthode – Segmentation par réseau neuronal convolutif (2)

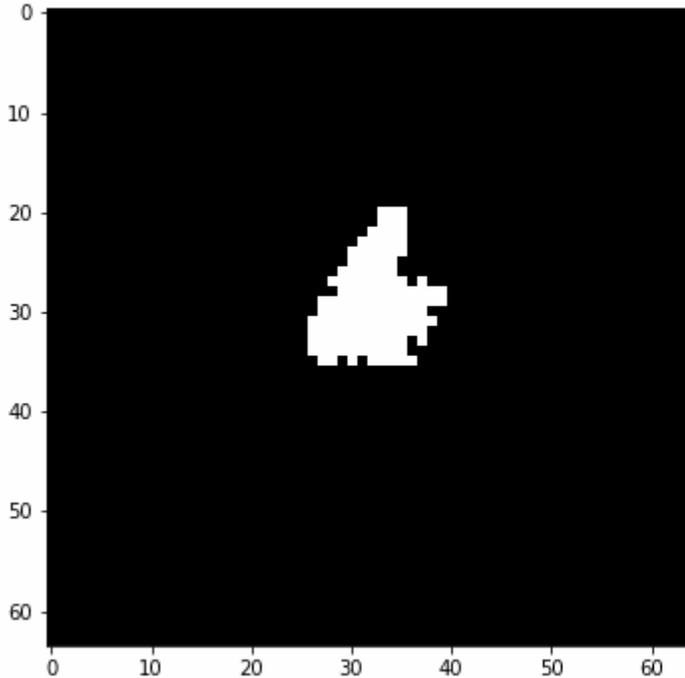
A partir des points 3D annotés, création de 5772 images 64x64 pixels (0.5 m) avec le masque de couronne visible (min. 50%), la hauteur et l'intensité normalisée. 1/3 (1905) des images sont utilisées pour entraîner un réseau neuronal convolutif à **prédire l'emprise des couronnes**.



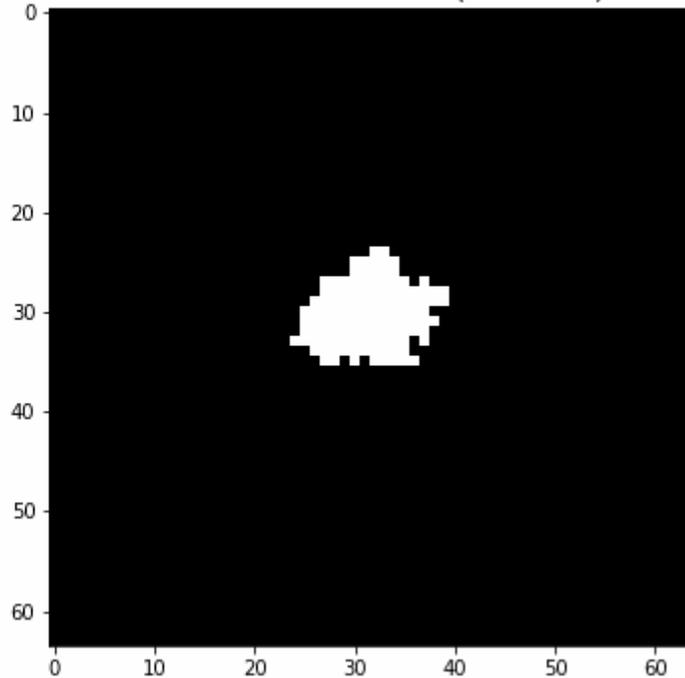
Résultats

Exemples de prédictions sur les données de test

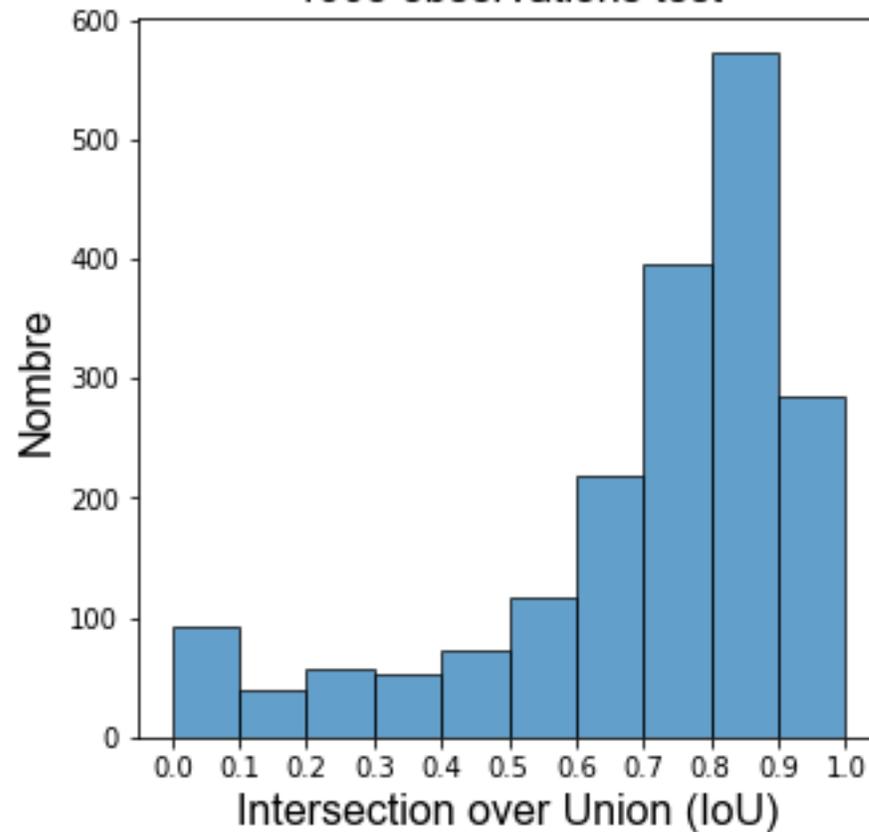
Couronne - Réalité



Couronne - Prédiction (IoU=0.79)



1905 observations test



Conclusions et perspectives

- Il est possible d'inférer le DHP sans faire de segmentation des couronnes, avec des performances similaires
- Il est possible d'apprendre l'emprise 2D des couronnes à partir de nuage de points annotés
- Faudrait-il essayer des approches surfaciques plutôt qu'à l'échelle de l'arbre?
- Manque de données d'entraînement avec une position et délimitation de couronne fiable



LiDAR et I.A.

Cartographie des essences d'arbres

SYSTÈME D'INFORMATION DU TERRITOIRE NEUCHÂTELOIS

Corentin Junod – Responsable de projets SIT
corentin.junod@ne.ch

Les essences – Pourquoi ?

- Adaptation au changement climatique
 - Maintient de la biodiversité
- Résilience face aux perturbations
 - Maladies, insectes, aléas naturels, ...
- Valorisation économique

→ C'est une des principales métriques des inventaires forestiers



Objectif

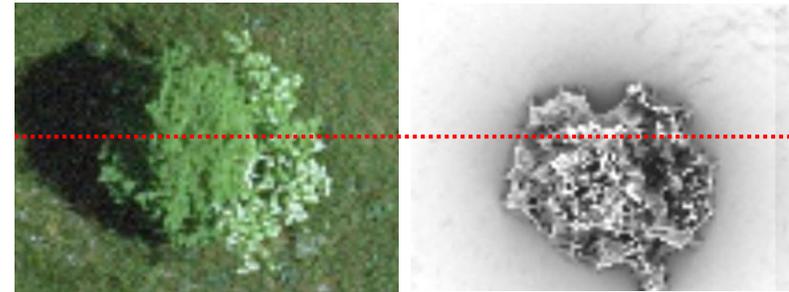
Déterminer l'essence des arbres dans les forêts neuchâtelaises

- A l'aide de la position des arbres uniquement
- Avec les relevés LiDAR aériens uniquement
- Du plus d'essences possible
- Des arbres à partir de 26cm de diamètre (\approx 15m de haut)

...et les orthophotos ?

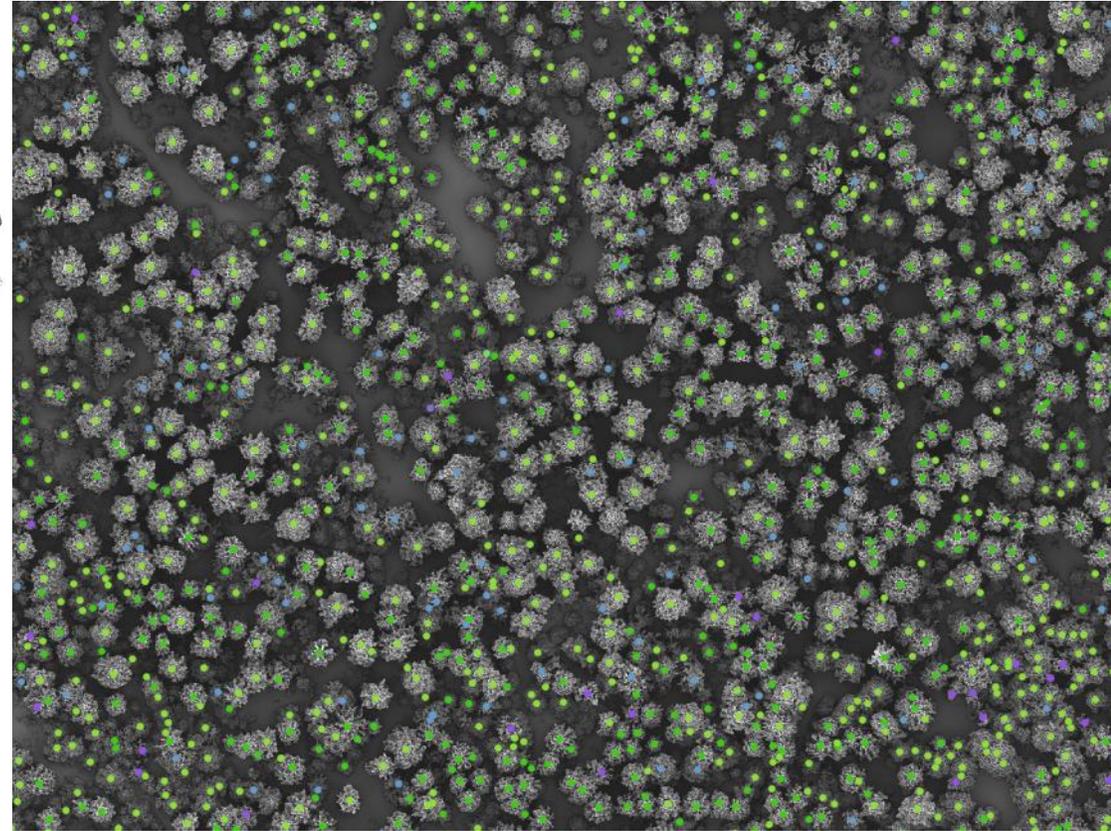
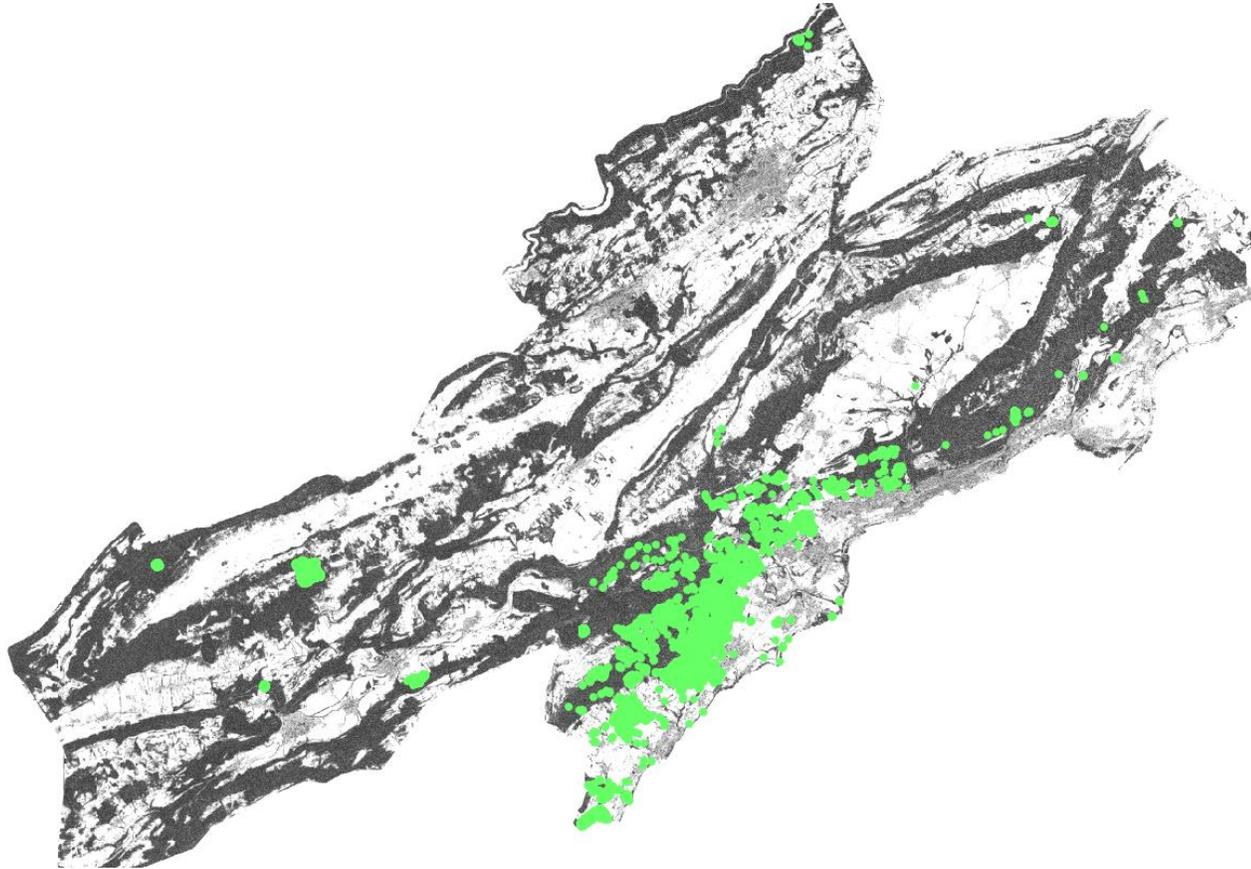
oui, mais ...

- Problèmes d'ombres
- Problèmes de décalages
- Problèmes d'acquisition et d'environnement changeant



Données d'entraînement

Plus de 33'300 arbres, avec position, essence et diamètre, répartis sur tout le canton.
Comprenant 41 essences différentes



Également certains arbres (bouleaux et tilleuls) venant des données de la Chaux-de-Fonds :
Géoregistre communal des objets verts, 02.2025 @ Infrastructure communale de données géographiques et Secteur vert du Service des Espaces Publics,
Ville de La Chaux-de-Fonds

Données d'entraînement

17 essences sélectionnées :

Sapin	Fir
Épicéa	Spruce
Douglas	Douglas
Mélèze	Larch
Pin sylvestre	Scots pine
Pin noir	Black pine
If	Yew
Hêtre	Beech
Chênes	Oak
Érable sycomore	Sycamore maple
Érable plane	Norway maple
Érable à feuilles rondes	Roundleaf maple
Frêne	Ash
Tilleuls	Linden
Cerisier	Cherry tree
Châtaignier	Chestnut tree
Bouleaux	Birch

Résineux

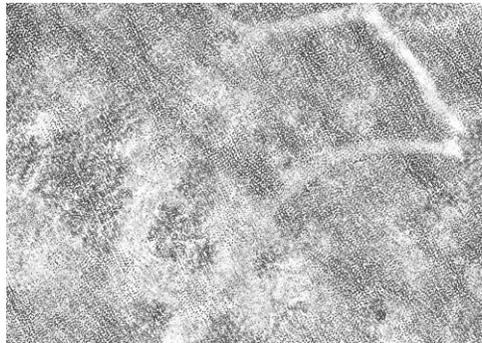
Feuillus

Sélection basée sur la taille des classes des données d'entraînement et sur l'importance des essences

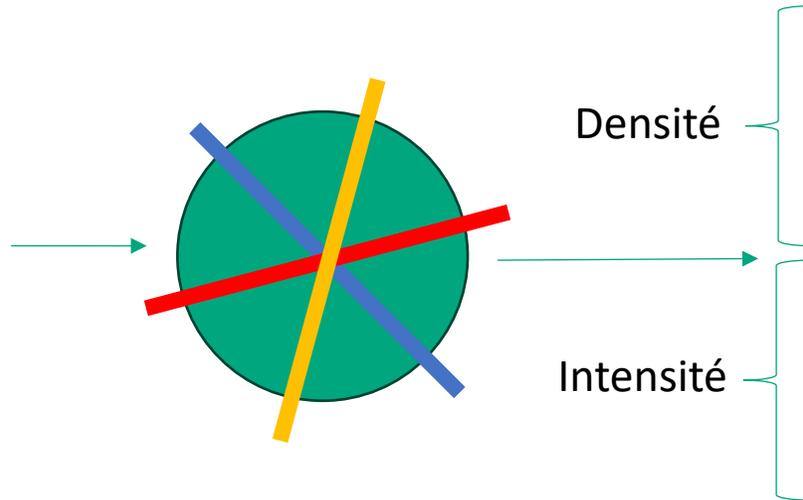
Les autres essences sont agrégées dans la classe "autres feuillus"

Méthode

Nuage de points



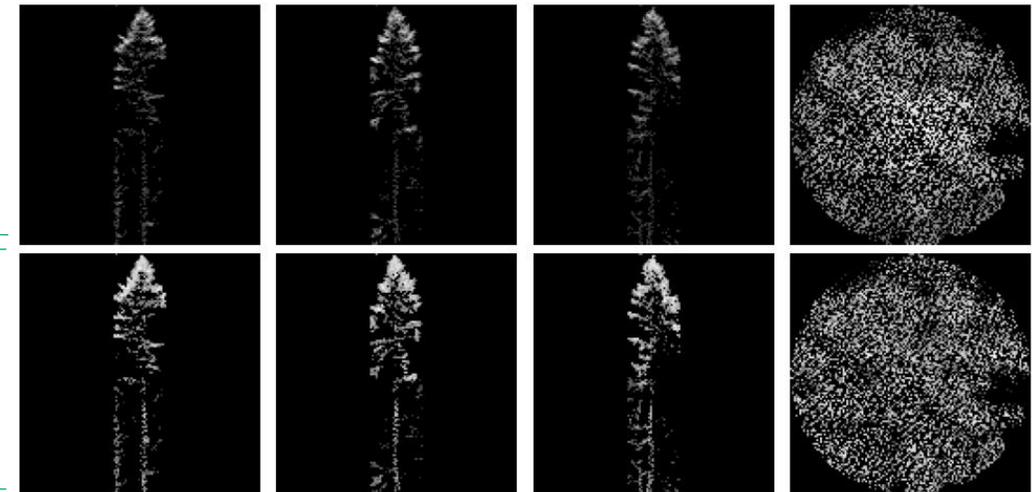
Extraction des profils



Rasterisation

Densité

Intensité



Épicéa !

I.A.

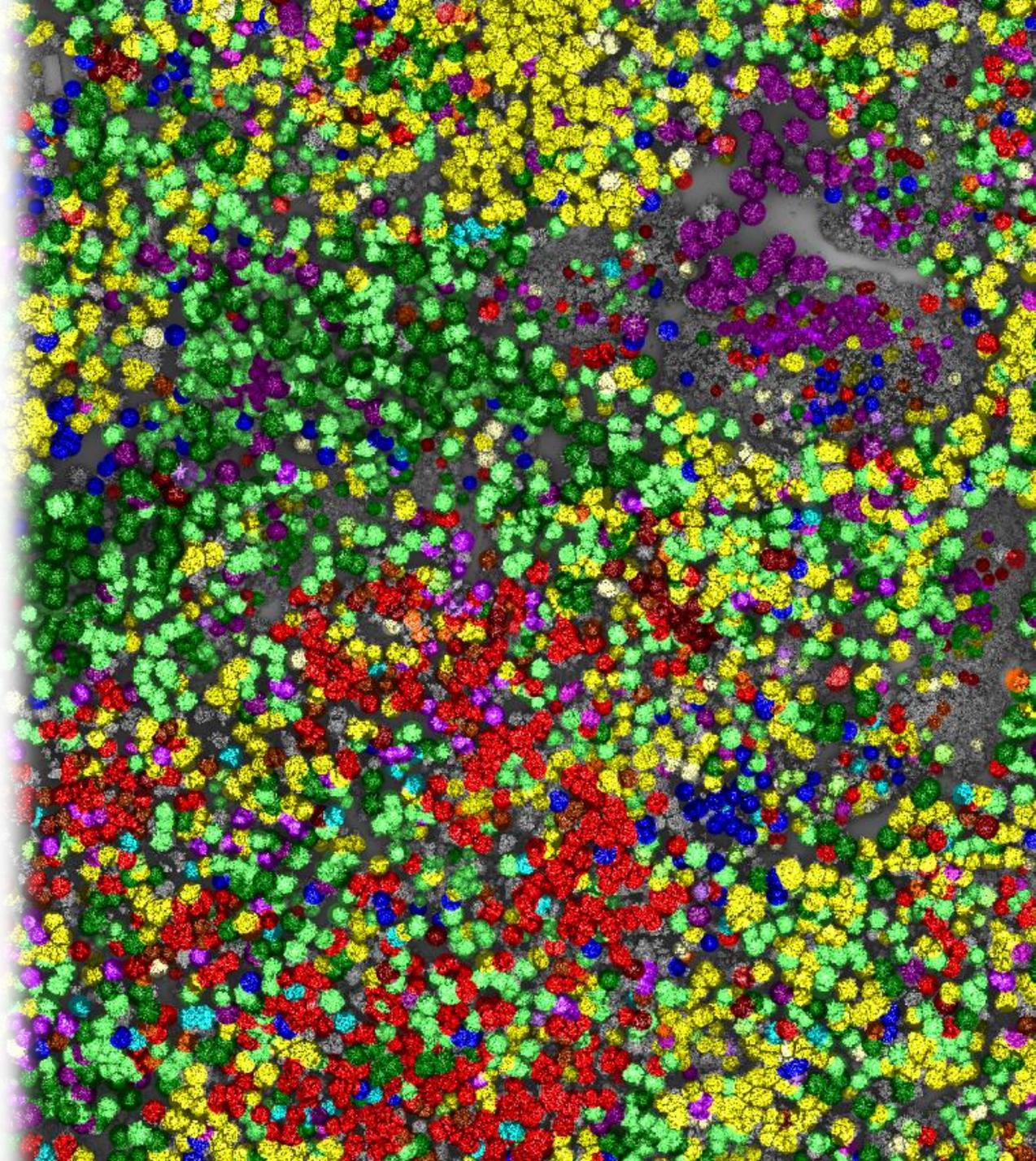
Inspiré par

Predicting Tree Species From 3D Laser Scanning Point Clouds Using Deep Learning

Seidel, Dominik & Annighöfer, Peter & Thielman, Anton & Seifert, Quentin & Thauer, Jan-Henrik & Glatthorn, Jonas & Ehbrecht, Martin & Kneib, Thomas & Ammer, Christian. (2021)

Notre modèle

- Basé sur des couches de convolutions (CNN)
- Créé et entraîné entièrement pas le SITN (pas de modèle de fondation)
- Environ 460'000 paramètres
- Entraînement en ≈ 5 heures
- Inférence cantonale en ≈ 7 heures



Résultats

En pondérant les essences uniformément :

Accuracy \approx 80.8 %

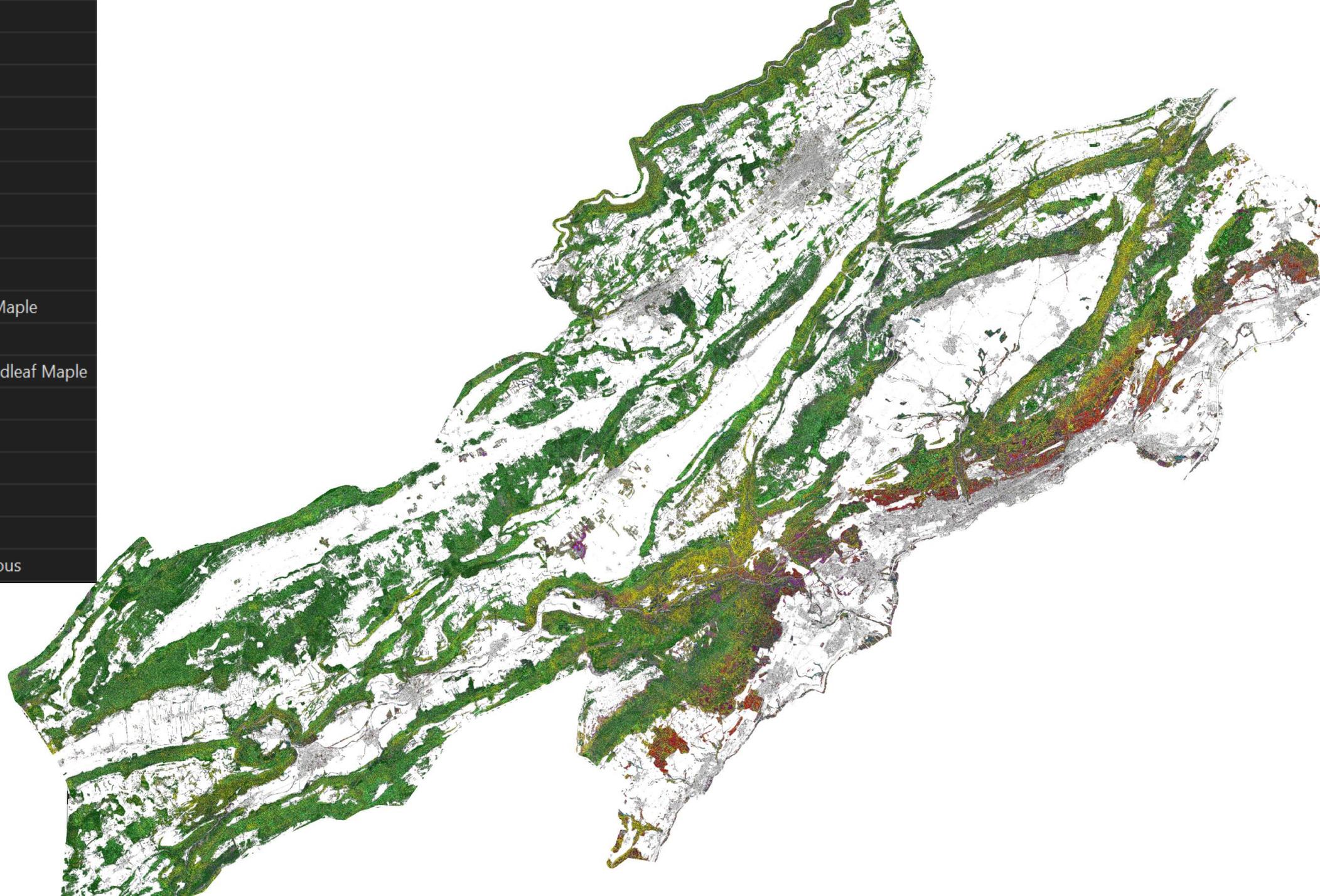
(% d'arbres correctement classifiés)

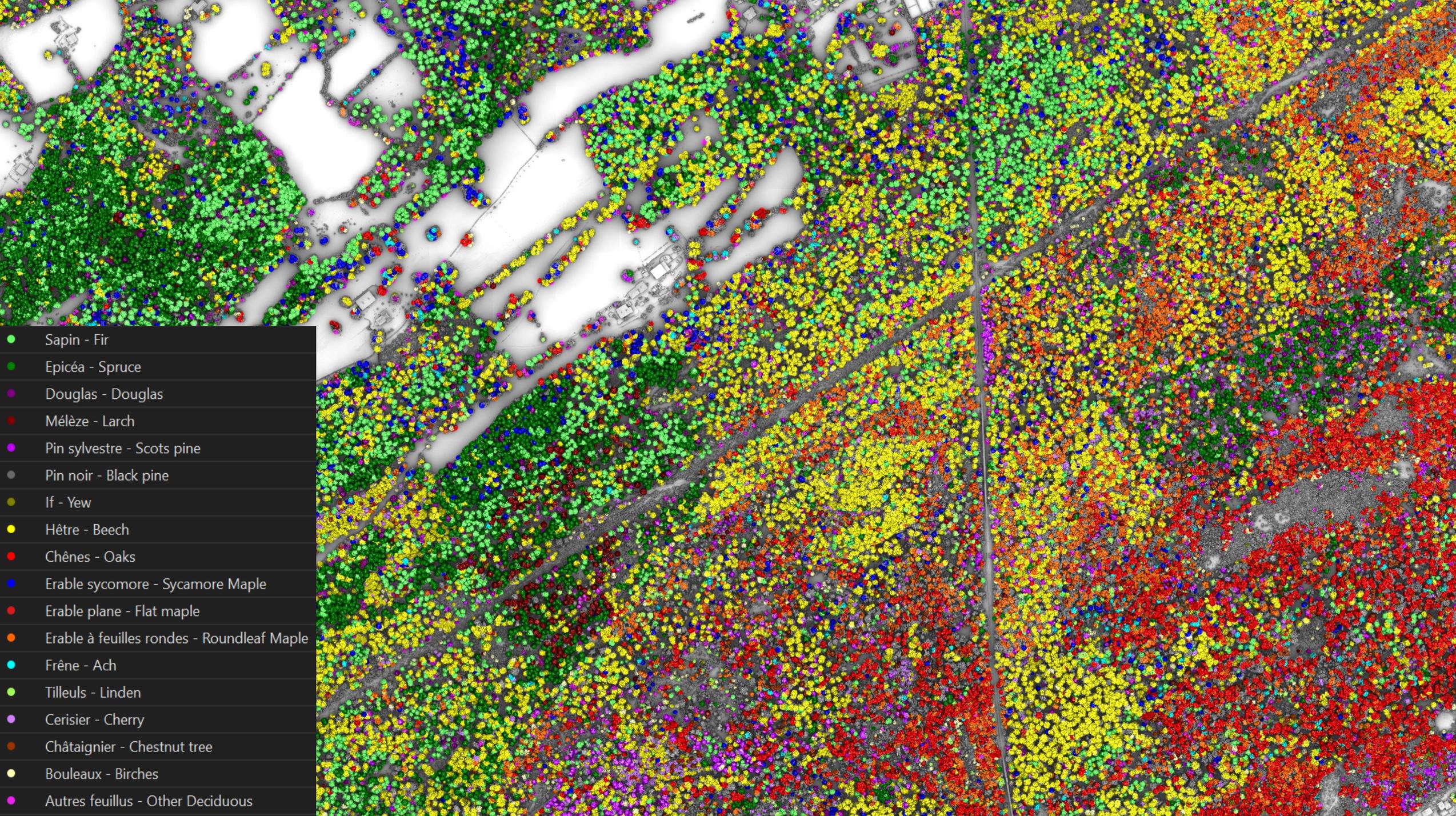
F1-Score (moyenne) \approx 0.80

κ (moyenne) \approx 0.796

Vraie classe	Prédiction																				
	Bouleau	Cerisier	Châtaigner	Chêne	Douglas	Érable à f. rondes	Érable plane	Épicéa	Érable	Frêne	Hêtre	If	Mélèze	Pin noir	Pin sylvestre	Sapin	Tilleul	Autres feuillus			
Bouleau	0.91 762	0.04 30	0.02 13															0.02 15	0.0 3	0.02 14	
Cerisier	0.01 8	0.84 696	0.01 5	0.01 7					0.0 2				0.02 14	0.02 13	0.09 72		0.0 1			0.02 14	
Châtaigner	0.0 1	0.01 6	0.73 621	0.08 65		0.03 29	0.0 2						0.01 12	0.04 31	0.05 45	0.02 16			0.02 13	0.01 7	0.01 7
Chêne		0.04 34	0.04 34	0.88 775											0.01 6			0.03 23		0.01 8	0.0 2
Douglas					0.96 858						0.01 6						0.02 14		0.0 3	0.02 15	
Érable à f. rondes	0.0 3	0.02 14	0.11 95	0.02 16		0.51 450	0.09 82	0.0 4	0.02 20	0.0 1	0.13 113	0.01 9		0.0 2	0.0 2	0.06 49	0.02 15	0.01 9			
Érable plane		0.02 14	0.01 5	0.04 25		0.01 4	0.77 499		0.05 29		0.04 25		0.04 27	0.01 7		0.01 7	0.0 2		0.01 7	0.0 2	
Épicéa					0.02 21			0.92 834	0.0 1		0.0 4	0.0 1	0.0 2		0.0 1	0.04 40					
Érable		0.01 7	0.02 15	0.02 21		0.02 17		0.01 10	0.7 615	0.05 40	0.13 114					0.02 14	0.01 11	0.02 18			
Frêne		0.03 24	0.03 20	0.1 73					0.11 80	0.68 511	0.03 26							0.0 2	0.03 20		
Hêtre	0.0 3	0.03 27	0.03 23	0.02 15		0.01 6	0.0 3	0.0 4	0.02 16	0.01 7	0.84 712	0.0 2	0.0 1			0.01 10	0.01 5	0.01 12			
If			0.06 49			0.02 21				0.03 23	0.02 16	0.84 739				0.01 12		0.02 22			
Mélèze			0.0 1				0.0 1	0.0 2				0.01 8		0.97 876		0.02 16		0.0 2			
Pin noir														0.87 267	0.06 20	0.07 21					
Pin sylvestre			0.0 2	0.0 3	0.01 11							0.01 5	0.02 22	0.04 36	0.88 792	0.03 29					
Sapin			0.02 20		0.01 8	0.0 2		0.05 47	0.0 2	0.0 2	0.02 18	0.0 1		0.01 9	0.01 6	0.86 773	0.0 1	0.01 7			
Tilleul	0.01 7		0.07 63	0.02 21		0.01 11	0.01 11		0.03 28	0.02 15	0.03 23		0.0 1			0.0 2	0.78 683	0.02 15			
Autres feuillus	0.03 25	0.09 74	0.06 52	0.03 27		0.05 42	0.01 5	0.01 10	0.04 30	0.0 3	0.16 133	0.01 5			0.0 1	0.01 7	0.02 18	0.49 415			

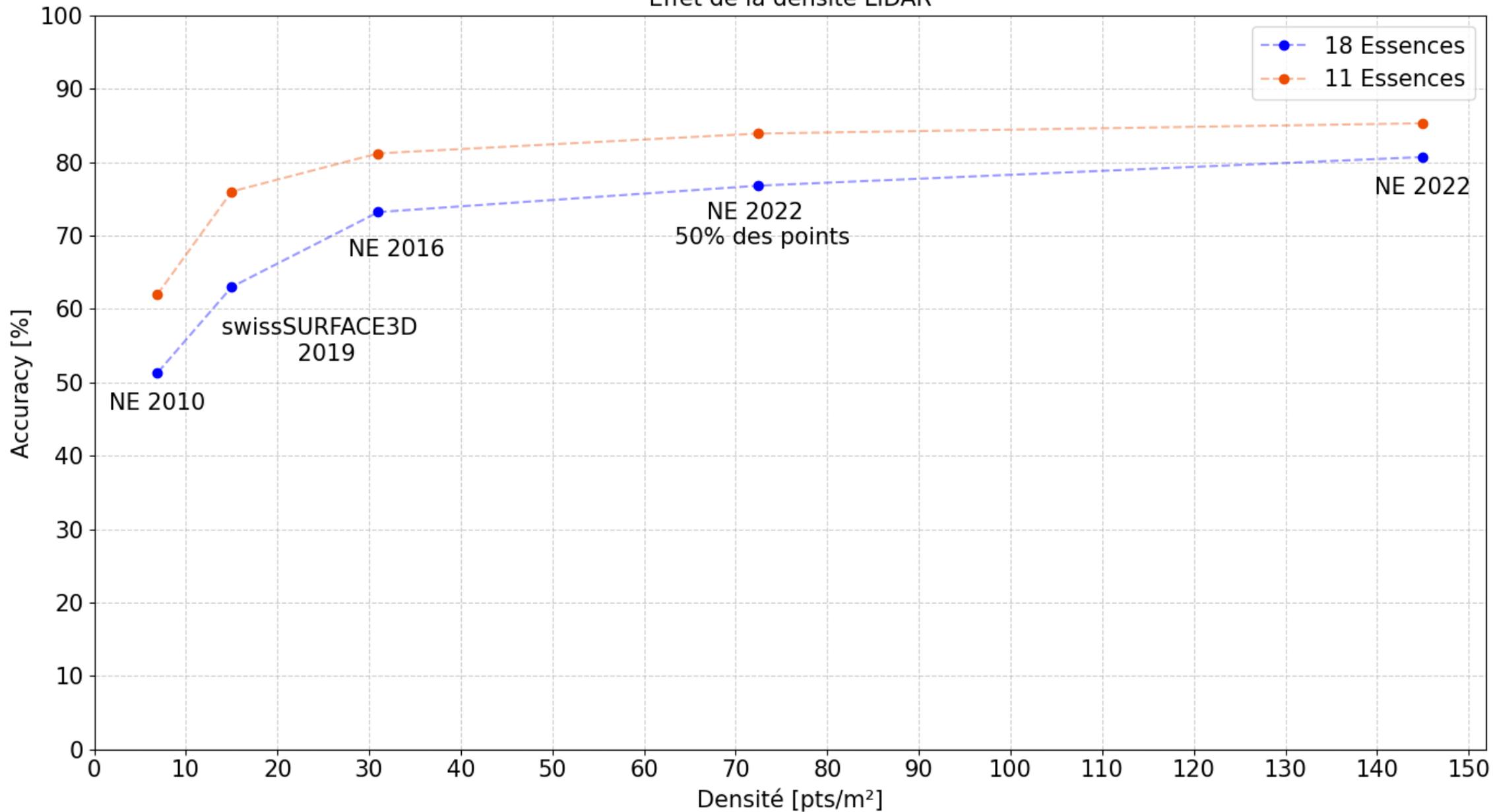
- Sapin - Fir
- Epicéa - Spruce
- Douglas - Douglas
- Mélèze - Larch
- Pin sylvestre - Scots pine
- Pin noir - Black pine
- If - Yew
- Hêtre - Beech
- Chênes - Oaks
- Erable sycomore - Sycamore Maple
- Erable plane - Flat maple
- Erable à feuilles rondes - Roundleaf Maple
- Frêne - Ach
- Tilleuls - Linden
- Cerisier - Cherry
- Châtaignier - Chestnut tree
- Bouleaux - Birches
- Autres feuillus - Other Deciduous





- Sapin - Fir
- Epicéa - Spruce
- Douglas - Douglas
- Mélèze - Larch
- Pin sylvestre - Scots pine
- Pin noir - Black pine
- If - Yew
- Hêtre - Beech
- Chênes - Oaks
- Erable sycomore - Sycamore Maple
- Erable plane - Flat maple
- Erable à feuilles rondes - Roundleaf Maple
- Frêne - Ach
- Tilleuls - Linden
- Cerisier - Cherry
- Châtaignier - Chestnut tree
- Bouleaux - Birches
- Autres feuillus - Other Deciduous

Effet de la densité LiDAR



11 Essences :

Chênes

Douglas

Épicéa

Érables

Frêne

Hêtre

If

Mélèze

Pins

Sapin

Autres feuillus

Améliorations & Perspectives

- Modèle pour forêts uniquement
- Une réussite de 80% signifie qu'un arbre sur cinq est incorrect
 - Le modèle n'est fiable qu'à une échelle d'environ 1:10'000 et au dessus
- Perspectives
 - Création d'un modèle pour les zones urbaines (essences ornementales)
 - Correction des erreurs, et évaluation dans d'autres régions
 - Intégration d'autres métriques pour l'entraînement