# Détection des singularités de l'écorce à partir de donnée Lidar en vu du classement qualité

Florian Delconte<sup>1</sup>; Phuc Ngo<sup>1</sup>; Isabelle Debled-Rennesson<sup>1</sup>; Bertrand Kerautret <sup>2</sup>; Van-Tho Nguyen<sup>3</sup> and Thiery Constant <sup>4</sup>

#### 21 septembre 2022

<sup>1</sup>LORIA, Nancy, France <sup>2</sup>LIRIS, Lyon, France <sup>3</sup>CARTEL, Sherbrooke, Canada <sup>4</sup>INRAE, Champenoux, France









Sommaire

- 1. Contexte
- 2. État de l'art
- 3. Segmentation
- 4. Classification
- 5. Conclusion

# 1. Contexte

Etat de l'art

3. Segmentation

Classification

#### 1. Contexte



### En bord de route



Sur pied

## **Production forestière**

**Qualité détermine utilisation :** fût de chêne (merrain), menuiserie, parqueterie. **Rôle des experts forestiers :** déterminer la qualité (forme du volume et <u>présence de singularités</u>). **Dans l'industrie :** utilisations de scanner RX industriels (2 en France) mais investissements <u>très lourds</u>.

# **Exemples de singularités**



Cicatrice (hêtre)



Cicatrice (hêtre)



Picot (chêne)

Classification

5. Conclusio

#### 1. Contexte

#### Acquisition extérieure



# 2. Etat de l'art

### Segmentation de singularités sur écorce

Kretschmer *et al.* [1] (2013) : construire une **carte d'intensité** en ajustant un cylindre sur le nuage de points de l'arbre, puis l'utiliser pour détecter les défauts du tronc. Nguyen *et al.* [2] (2016) : utiliser la **ligne centrale** du tronc [3] pour segmenter le défaut via une représentation locale du relief (appelée **delta distance**).



	2. Etat de l'art		
2. Etat de l'a	art		

#### Approche par image

Weimer *et al.* [4] (2013) : Une méthode basée sur l'apprentissage d'un réseau de neurone pour détecter la présence de micro-fissure dans des rails de chemin de fer. Peu d'images d'entraînement suffisent pour obtenir des bon scores de classification.

Tabernik *et al.* [5] (2020) : Une méthode permettant de segmenter des fissures sur pièce mécanique de forme cylindrique. Un modèle de cylindre pour faire des images. Un CNN (Convolutional Neural Network) pour la segmentation.

# Illustrations



Segmentation de défaut sur des pièces mécaniques de forme cylindrique [5] 6/19

# 3. Segmentation

4. Class

5. Conclusio

# 3. Segmentation

# **Principe**



5. Conclusio

# 3. Segmentation: architecture U-Net

## Entraînement du réseau

- U-Net [6]: auto encoder.
- **Data** : 25 cartes en relief découpées en 465 imagettes.
- Paramètres : 40 époques, 63 étapes, 16 images par batch.



Carte de relief



Image labelisée



5. Conclusion

# 3. Segmentation: architecture U-Net

## Entraînement du réseau

- U-Net [6]: auto encoder.
- **Data** : 25 cartes en relief découpées en 465 imagettes.
- Paramètres : 40 époques, 63 étapes, 16 images par batch.



Carte de relief



Image labelisée

#### Details

- GPU : RTX 2080Ti avec Tensorflow 2.2 et Keras.
- Vérité terrain : image binaire (même dimension que la carte du relief).
- Augmentation de données : rotation, renversement vertical et horizontal, zoom et suppression d'une zone rectangulaire de manière aléatoire [7].
- Fonction de perte : binary crossentropy.
- Taille des imagettes : 320\*320pi.

# 3. Segmentation: résultats

#### Résultats

**Données** : 25 exemples de troncs de 1m avec annotation des défauts. **F-measure (F1)** : moyenne harmonique de la précision et du rappel. **Expérience 1** : comparaison avec la méthode du patch rectangulaire (15 échantillons pour l'entraînement et 10 pour le test).

Notre méthode (F1)	0.79	
[2] Méthode du patch (F1)	0.71	

**Expérience 2** : robustesse de la méthode sur l'ensemble des données (validation croisée 5 fold)

	K1	K2	К3	K4	K5
Notre méthode (F1)	0.750	0.712	0.724	0.787	0.721
[2] Méthode du patch (F1)	0.563	0.643	0.635	0.676	0.597

Voir article [8] pour plus de détails

# 3. Segmentation: architecture U-Net

#### **Tester la prédiction**





Entrée





# Par rapport à la vérité terrain:

- Jaune pour les vrai positif.
- Rouge pour les faux négatif.
- Vert pour les faux positif.

Prédiction

Vérité terrain

Maillage

### Nouveau de jeu de donnée

#### Intérêt

**40 grumes de 10m**: hêtre (10), chêne(10), Pin(5), Épicéa(5), Sapin(5), Douglas(5). **ancien jeu** : 25 m de tronc  $\simeq$  465 imagettes + régions défectueuses (1 seul classe). **Nouveau jeu** : 400m de tronc  $\simeq$  7000 imagettes + position et catégorie de  $\simeq$  9080 singularités (jusqu'à 23 classe pour le Hêtre).

#### **Exemples**





Vérité terrain obtenu à l'aide d'un Tachéomètre.

# Détection de boîtes englobant les singularités et leurs types

### Sun et al. [9] (2022)

Une méthode se segmentation de défauts multi label. Un CNN est utilisé avec une approche supervisé.

# Hêtre : acquisition suffisamment fine pour voir de petit défaut



# Travaux en cours : nouveau jeu de donnée

#### **Problèmes 3D**



#### motif de branche



recouvrement de scan

# Impact sur la génération d'image









Recouvrement 3



# Autre perspective : classification automatique d'essence

#### classification d'essence par photo

Carpentier *et al.* [10] (2018) : un CNN ("Barknet") entrainé à classer des arbres par essence. Un score de 97% de bon classement, parmi 20 classes. Code source + jeu d'entraînement : https://github.com/Whisperer8526/BarkNet Wu *et al.*[11] (2021) : approche "Professeur"/"élève" pour transfert de connaissance. Des gains importants de classification.

https://www.sci-hub.st/10.1007/s10342-021-01407-7

#### Ressemblance des données



Pin (Barknet)



Pin (notre jeu)

# 5. Conclusion

#### Perspective

- L'approche 2D inclue forcément une perte d'informations
- Il y a des modèle CNN [11][6] qui nécessite pas beaucoup d'exemple d'entraînement.
- L'approche 2D permet l'utilisation de réseaux déjà entraîné sur des photos. Exploitation de features existante, pour la classification automatique d'essence par exemple.

### Autre expériences à faire

- A quel point on retrouve les petits défaut ?
- Quel impact à le mode d'acquisition ? Lidar, photogrammétrie, comparer notre méthode sur un même échantillon ?

#### Références

Ursula Kretschmer, Nadeschda Kirchner, Christopher Morhart, Heinrich Spiecker, et al.

A new approach to assessing tree stem quality characteristics using terrestrial laser scans.

Silva Fenn, 47(5):1071, 2013.



Van-Tho Nguyen, Bertrand Kerautret, Isabelle Debled-Rennesson, Francis Colin, Alexandre Piboule, and Thiéry Constant.

Segmentation of defects on log surface from terrestrial lidar data.

In 2016 23rd International Conference on Pattern Recognition (ICPR), pages 3168–3173. IEEE, 2016.



Bertrand Kerautret, Adrien Krähenbühl, Isabelle Debled-Rennesson, and Jacques-Olivier Lachaud.

On the implementation of centerline extraction based on confidence vote in accumulation map.

In International Workshop on Reproducible Research in Pattern Recognition, pages 116–130. Springer, 2016.



D Weimer, Hendrik Thamer, and Bernd Scholz-Reiter.

# photogrammétrie

# reconstruction 3D à partir de photo







# photogrammétrie

# reconstruction 3D à partir de photo







5. Conclusion

# photogrammétrie

# maillage reconstruit à partir de photo

