

Automatisation de la détection des fissures de déroulage par apprentissage profond

MARC Caroline¹, MARCON Bertrand¹, DENAUD Louis¹, GIRARDON Stéphane¹,
BUTAUD Jean-Claude¹

¹Arts et Metiers Institute of Technology, LABOMAP, Université Bourgogne Franche-Comté,
HESAM Université, F-71250 Cluny, France
Caroline.Marc@ensam.eu

Mots clés : Fissures de déroulage ; Réseau de neurones : U-Net ; Placages

Contexte et objectif

Les fissures dues au processus de déroulage ont un effet significatif et largement documenté sur les propriétés mécaniques des placages produits ainsi que sur leurs aptitudes au collage (DeVallance et al. 2007, Pot et al. 2015, Rahayu et al. 2013, Rohumaa et al. 2013, 2016). Historiquement, pour mesurer ces fissures, la méthode de référence consistait en l'imprégnation des placages par un colorant suivie de leur observation au microscope (Lutz 1960, Movassaghi 1985). Ces mesures étant lourdes et fastidieuses, de nouvelles méthodes ont dû être mises au point, et notamment des mesures acoustiques (Tomppo et al. 2009, Wang et al. 2001). Denaud et al. (2007) ont utilisé cette approche en enregistrant, près du couteau, le son émis durant le déroulage et les efforts de coupe pendant le processus de déroulage, permettant ainsi de prédire les fréquences d'apparition des fissures. Ces mesures ont ensuite été confrontées aux profils de rugosité des placages obtenus ultérieurement en utilisant un capteur de distance, tout en les fléchissant pour ouvrir les fissures. Bien que ces mesures aient permis d'estimer avec précision le positionnement des fissures, elles n'ont toutefois pas fourni de données quantitatives sur leur profondeur.

C'est en partant de cette remarque que le Système de Mesure Optique des Fissures (SMOF, Fig. 1) a pu être développé au LaBoMaP (Palubicki et al. 2010). Dans cette nouvelle approche, les mesures sont effectuées sur le chant de bandelettes de placage, ce qui autorise l'observation d'un grand nombre de fissures et offre une cartographie complète de leur géométrie dans le plan RT. Le SMOF permet d'obtenir facilement des images des fissures sur la totalité du chant d'un placage, mais la détection des fissures n'est pas encore automatisée et doit être effectuée manuellement, or Antikainen et al. (2015) démontrent un effet significatif de l'opérateur dans la mesure de la profondeur des fissures sur les images.

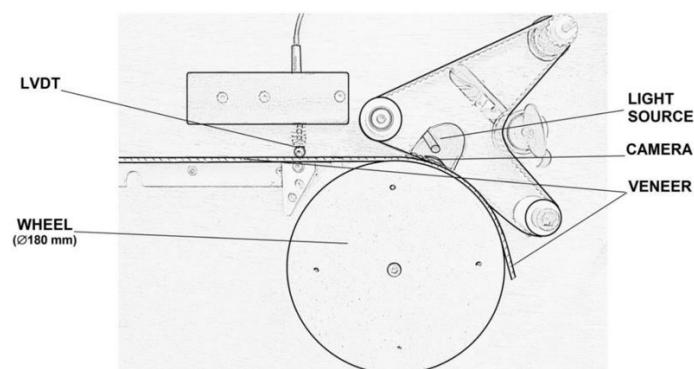


Fig. 1 : Système de Mesure Optique des Fissures (SMOF) (Rohumaa et al., 2018)
(LVDT = linear variable differential transformer)

L'objectif de cette étude est donc d'automatiser le processus de détection des fissures de déroulage à partir d'images de placages obtenues à l'aide du SMOF. Cette automatisation s'opère en utilisant la segmentation sémantique, une technique relevant du domaine de la vision par ordinateur. Elle consiste à attribuer une classe d'appartenance à chaque pixel d'une image, en l'occurrence deux classes dans notre cas : « 1 » pour les fissures et « 0 » pour l'absence de fissures. Cette segmentation sera réalisée au moyen d'un réseau de neurones convolutifs, plus précisément d'un réseau suivant l'architecture d'un U-Net, qui sera plus amplement décrite par la suite. Ce type de réseau, initialement développé pour un usage dans l'imagerie médicale (Ronneberger et al. 2015), a été sélectionné pour cette étude en raison de sa primauté dans les applications de segmentation sémantique.

Matériels et méthodes

Architecture du réseau de neurones : U-Net

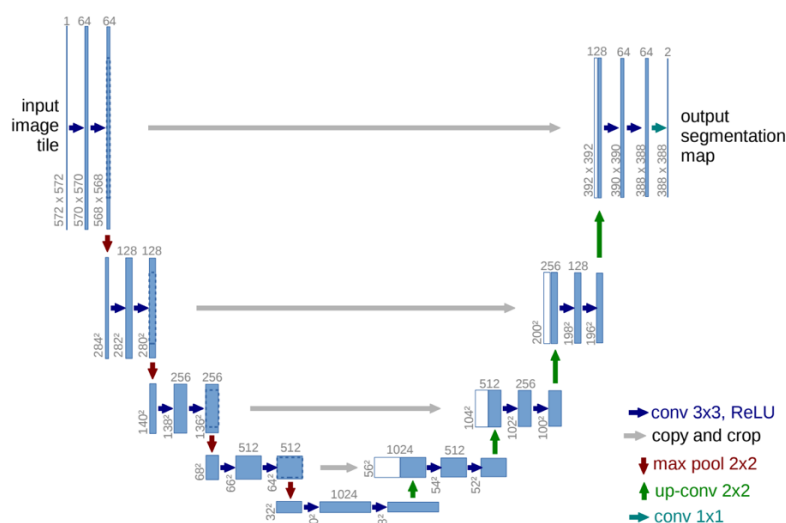


Fig. 2 : Exemple d'architecture d'un U-net, chaque boîte bleue correspond à une carte de caractéristiques à canaux multiples, chaque boîte blanche à une carte copiée, et les flèches indiquent les différentes opérations (Ronneberger et al. 2015).

Comme illustré dans la Fig. 2, un U-net est composé d'une partie encodeur (côté gauche), qui réduit la résolution spatiale de l'image en extrayant des caractéristiques, et d'une partie de décodeur (côté droit) qui restaure la résolution tout en produisant une carte de segmentation. Les caractéristiques de l'encodeur sont fusionnées avec les activations du décodeur pour conserver les détails spatiaux à différentes échelles dans l'image, ce qui donne au réseau sa forme en U. L'architecture du réseau et les différentes opérations le composant sont décrites plus précisément par Ronneberger et al. (2015). Dans le cas de la présente étude, le réseau construit gère en entrée des images en niveau de gris de taille 128×128 pixels², comporte 4 étapes de réduction de résolution, puis 4 étapes d'agrandissement, et permet d'obtenir en sortie une image binaire ayant les mêmes dimensions que l'image d'entrée.

Création du jeu de données

Avant de pouvoir utiliser le réseau, il est nécessaire de l'entraîner sur un jeu de données composé d'une part des images de profils de placages (images d'entrées) et d'autre part les masques binaires correspondant (vérité terrain), avec uniquement des pixels noirs (0) à l'exception de ceux étant positionnés au niveau d'une fissure (pixel = 1). Pour créer ce jeu de données, comme illustré sur la Fig. 3, un placage de Douglas de 500 (R)×500 (L) mm² et 3 (T) mm d'épaisseur, ayant été déroulé sans barre de pression afin de présenter des fissures de

taille importante, a été découpé au laser en 10 bandelettes de 50 mm de long. Une image dans le plan RT de ces 10 bandelettes a été obtenue à l'aide du SMOF. Trois de ces images ont été sélectionnées pour servir de base pour les images d'entrées. Pour créer les masques de vérité terrain de ces 3 images, les pixels appartenant à une fissure ont manuellement été étiquetés. Sur ces 3 images, un total de 315 fissures ont été détectées et 295264 pixels ont été étiquetés (niveau 0 ou 1). Enfin, pour finaliser le jeu de données et avoir des images aux dimensions adaptées au réseau, une fenêtre de 128×128 pixels² balaye chacune des 3 images de placages avec un pas de 64 pixels dans les deux directions, ce qui a permis d'obtenir 5726 couples de sous-images. Ensuite, seuls ceux dont les images de vérité terrain comportent au minimum 10 pixels blancs sont sélectionnés, afin de ne pas entraîner le réseau sur une grande partie d'images complètement noires. Au final, le jeu de données comprend 3025 couples d'images.

Les 7 autres images obtenues avec le SMOF sont traitées avec le logiciel éponyme, qui permet de repérer la profondeur, la position et l'angle de chaque fissure comme illustré dans la Fig. 3. Ces informations permettront d'évaluer les performances du réseau de neurones.

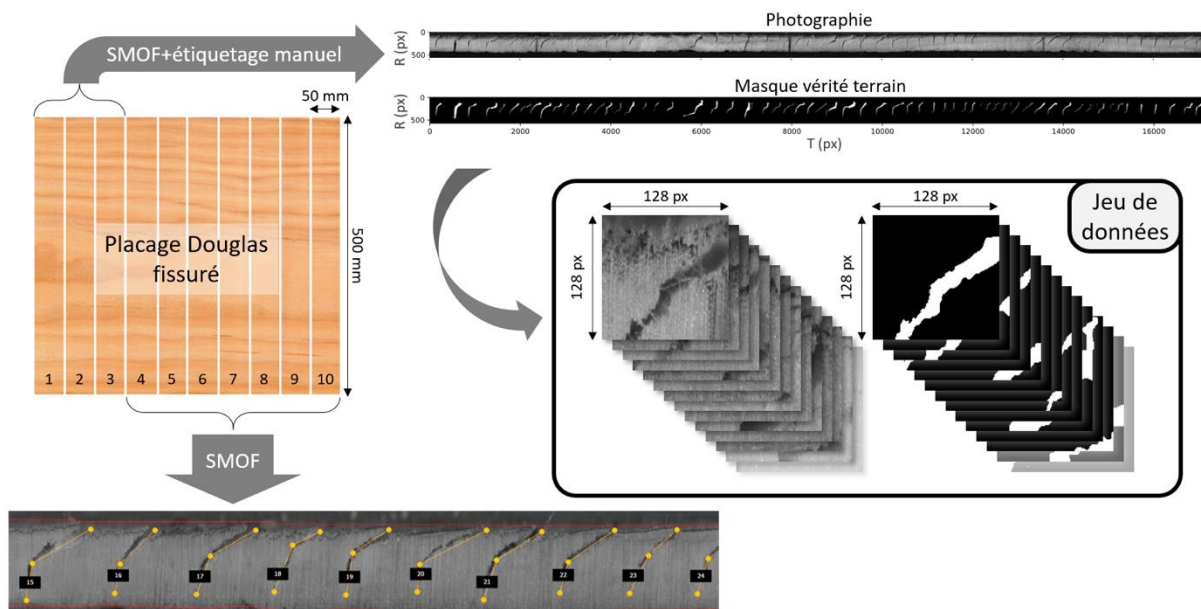


Fig. 3 : Schématisation de la création du jeu de données
(Résolutions spatiales : (R) 1 mm = 110 px, (T) 1 mm = 69 px)

Entraînement du réseau et détection des fissures

Avant l'entraînement du modèle, les données sont divisées en deux parties, les données d'entraînement (80%) et les données de test (20%), afin de pouvoir évaluer les performances du réseau sur des images n'ayant pas servi à l'entraînement. Les données d'entraînement sont ensuite elles-mêmes divisées en lots de 16 échantillons, et l'entraînement sur ces lots est effectué pendant 10 époques (10 cycles d'entraînement), cette durée étant suffisante pour la convergence de l'algorithme.

Le U-net ainsi entraîné fournit une prédiction de cartographie des fissures, où chaque pixel a une valeur comprise entre 0 et 1, qui correspond à la probabilité que le pixel appartienne à une fissure. Pour identifier les fissures individuellement sur un placage, la prédiction va tout d'abord être binarisée avec un seuil de 0,1, tous les pixels dont la valeur est supérieure à ce seuil seront alors considérés comme appartenant à une fissure (=1). Il est ensuite nécessaire de faire le tri entre les fissures correctement prédites et les erreurs d'interprétation du modèle. Pour cela, un algorithme simpliste et empirique sélectionne uniquement les amas de pixels dont l'aire est

supérieure à 1000 pixels, et dont le pixel le plus haut se trouve au niveau de la surface du placage.

Résultats et discussion

Evaluation du modèle

Comme illustré dans la Fig. 4a qui présente deux exemples de prédiction de fragments de fissures, le modèle paraît prédire correctement les fissures de manière qualitative. En effet, le fond de la fissure est adéquatement détecté dans un cas, et dans l'autre, même lorsque la fissure pourrait paraître discontinue, elle est parfaitement prédite. Pour évaluer plus précisément ses performances, la précision et le rappel sont calculés sur les données de test. La précision du modèle est de 0,88, ce qui signifie que 88% de ses prédictions positives sont correctes, minimisant ainsi les faux positifs. Le rappel atteint 0,92, indiquant que le modèle détecte 92% des pixels appartenant réellement à une fissure. Ces résultats démontrent l'efficacité du modèle pour la détection de fissures.

Détection des fissures

Les fissures des 7 bandelettes évoquées précédemment n'ayant pas servi à l'entraînement du réseau sont prédites par le modèle, et ces estimations sont ensuite comparées à la détection manuelle effectuée à l'aide du SMOF. La Fig. 4b présente cette comparaison en représentant la répartition de la profondeur et l'espacement inter-fissures pour chaque bande et chaque méthode de détection. Le nombre de fissures détectées y est également indiqué, et le plus grand écart de nombre de fissures entre les deux méthodes n'excède pas 5,7% des fissures d'une bande.

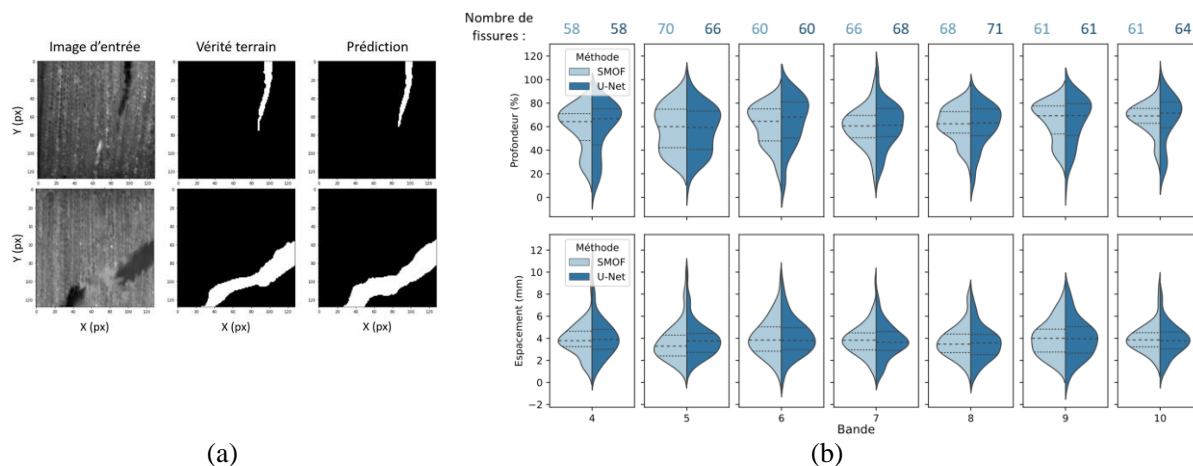


Fig. 4 : (a) Prédiction d'image du lot de test, (b) Comparaison des profondeurs et de l'espacement inter-fissures entre les fissures détectées manuellement (« SMOF ») et celle prédite par le modèle (« U-Net »)

Discussion

Les données exposées sur la Fig. 4, que ce soit la prédiction correcte des images de test, ou la similitude dans la répartition des caractéristiques des fissures entre les deux méthodes de détection, montrent des résultats encourageants. Cependant, même si la répartition est similaire cela ne signifie bien évidemment pas que chaque fissure est correctement détectée une à une, il serait donc intéressant d'effectuer une comparaison plus systématique. De plus, l'algorithme de détection des fissures, élaboré de manière empirique, reste pour l'instant très rudimentaire et n'est probablement pas adapté aux fissures moins profondes.

Conclusion et perspectives

En conclusion, cette étude met en avant l'efficacité du modèle U-Net dans l'automatisation de la détection des fissures de déroulage à partir d'images de placages obtenues via le SMOF. Les performances du modèle, avec une précision de 0,88 et un rappel de 0,92, sont prometteuses. Cependant, des améliorations potentielles incluent une optimisation de l'algorithme de détection des fissures, et éventuellement un entraînement du réseau sur différentes essences et différents taux de fissuration. En somme, cette étude constitue une avancée encourageante vers l'automatisation de la détection des fissures de déroulage, qui n'était jusqu'à présent possible qu'à travers des méthodes manuelles.

Remerciements

Cette étude a été réalisée dans le cadre de la thèse financée par l'ANR BOOST (ANR-21-CE43-0008-02). Les auteurs remercient également la plate-forme technique Xylomat du réseau scientifique Xylomat financée par l'ANR-10-EQPX-16 XYLOFOREST qui largement été utilisée pour réaliser cette étude.

Références

- Antikainen T., Eskelinen J., Rohumaa A., Vainio T., Hughes M. (2015) Simultaneous measurement of lathe check depth and the grain angle of birch (*Betula pendula* Roth) veneers using laser trans-illumination imaging. *Wood Science and Technology*, 49(3): 591-605. <https://doi.org/10.1007/s00226-015-0718-8>
- Denaud L., Bleron L., Ratle, A., Marchal R. (2007) Online control of wood peeling process : Acoustical and vibratory measurements of lathe checks frequency. *Annals of Forest Science*, 64(5): 569-575.
- DeVallance D., Funck J., Reeb J. (2007) Douglas-fir plywood gluebond quality as influenced by veneer roughness, lathe checks, and annual ring characteristics. *Forest Products Journal*, 57(1/2): 21.
- Lutz J.F. (1960) Heating veneer bolts to improve quality of Douglas-fir plywood, Forest Service U. S. Department of Agriculture
- Movassaghi E. (1985) Influence des paramètres microdensitométriques du bois sur les efforts de coupe et la qualité des placages de Douglas et de Châtaignier obtenus par déroulage, Thèse Docteur Ingénieur, INPL Nancy, 181 p.
- Palubicki B., Marchal R., Butaud J.-C., Denaud L.E., Bleron L., Collet R., Kowaluk G. (2010). A Method of Lathe Checks Measurement; SMOF device and its software. *European Journal of Wood and Wood Products*, 10: 151.
- Pot G., Denaud L.E., Collet R. (2015) Numerical study of the influence of veneer lathe checks on the elastic mechanical properties of laminated veneer lumber (LVL) made of beech. *Holzforschung*, 69(3): 247-316. doi: 10.1515/hf-2014-0011
- Rahayu I., Denaud L., Butaud J.C., Pot G. (2013) Qualités technologiques des panneaux contreplaqués et LVL réalisés avec les nouveaux cultivars de peuplier. *Forêt-entreprise*, 213, 39-42.
- Rohumaa A., Hunt C.G., Hughes M., Frihart C.R., Logren J. (2013) The influence of lathe check depth and orientation on the bond quality of phenol-formaldehyde-bonded birch plywood. *Holzforschung*, 67(7): 779-786.

Rohumaa A., Antikainen T., Hunt C.G., Frihart C.R., Hughes M. (2016) The influence of log soaking temperature on surface quality and integrity performance of birch veneer. *Wood Science and Technology*, 50(3): 463-474. <https://doi.org/10.1007/s00226-016-0805-5>

Rohumaa A., Viguier J., Girardon S., Krebs M., Denaud L. (2018) Lathe check development and properties: Effect of log soaking temperature, compression rate, cutting radius and cutting speed during peeling process of European beech (*Fagus sylvatica* L.) veneer. *European Journal of Wood and Wood Products*, 76(6): 1653-1661. <https://doi.org/10.1007/s00107-018-1341-9>

Ronneberger O., Fischer P., Brox, T. (2015) U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation, Actes de la 18^{ème} conférence internationale Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2015, Munich (AI), 5-9.10.15, partie III 18, pp. 234-241.

Tomppo L., Tiitta M., Lappalainen R. (2009). Ultrasound evaluation of lathe check depth in birch veneer. *European Journal of Wood and Wood Products*, 67(1): 27-35.

Wang J., Biernacki J., Lam F. (2001) Nondestructive evaluation of veneer quality using acoustic wave measurements. *Wood science and technology*, 34(6): 505-516.