

Segmentation et analyse de la microstructure des matériaux biosourcés : application à un empilement de particules de chènevotte

Tinhinane Chekai^{1,2}, Camille Chateau², Philippe Glé¹, Thibaut Lecompte³

¹CEREMA, Univ Gustave Eiffel, UMRAE, F-67035 Strasbourg, France

²Navier, ENPC, Institut Polytechnique de Paris, Univ Gustave Eiffel, CNRS, Marne-la-Vallée, France

³Univ. Bretagne Sud, UMR CNRS 6027, IRDL, Lorient F-56100, France

RESUME L'utilisation de matériaux durables dans la construction, contribuant à l'atténuation du changement climatique, représente une étape majeure vers la sobriété carbone. Les matériaux biosourcés sont des candidats prometteurs pour atteindre cet objectif. La performance de ces matériaux en tant qu'éléments de construction est étroitement liée à leur microstructure. Ainsi, comprendre et être en mesure de relier les propriétés microstructurales aux propriétés multiphysiques est essentiel pour optimiser leurs performances. Dans cette étude, un empilement de particules de chènevotte, à différents niveaux de compaction, a été analysé à l'aide de traitements d'images de tomographie à rayons X obtenues au synchrotron Soleil. L'utilisation de réseaux neuronaux convolutionnels et l'analyse des propriétés structurales des particules ont permis la segmentation de l'empilement, i.e. l'identification et la séparation des particules et des pores dans l'image. L'intégration de ces deux méthodes a été essentielle en raison du faible contraste de l'image et de la microstructure complexe du matériau. En segmentant les particules individuellement, nous avons pu caractériser à la fois les propriétés géométriques des particules et du réseau poreux de l'empilement. La compréhension des performances de ces matériaux permettra non seulement de créer des produits de construction plus performants, mais aussi d'encourager l'innovation dans les matériaux de construction durables, contribuant ainsi à des solutions de construction réduisant les émissions de CO₂.

Mots-clefs Matériaux durables, Imagerie synchrotron, Segmentation CNN, Analyse structurale, Caractérisation géométrique

I. INTRODUCTION

Le secteur du bâtiment joue un rôle central dans la transition énergétique et la réduction des émissions de gaz à effet de serre. Conformément aux engagements de l'Accord de Paris, il vise une diminution de 40 % de ses émissions d'ici 2030 par rapport aux niveaux de 1990 [1]. Actuellement, ce secteur représente environ 40 % de la consommation énergétique mondiale et 36 % des émissions de CO₂ en Europe [2]. En France, il est responsable de 44 % de la consommation énergétique totale [3], ce qui en fait un levier majeur pour atteindre les objectifs climatiques.

Dans une perspective de construction durable, les matériaux biosourcés représentent une bonne alternative aux matériaux conventionnels. Parmi eux, les bétons végétaux, intégrant des particules

issues du chanvre, du lin ou du tournesol, associés à des liants minéraux tels que la chaux, le ciment ou la terre, présentent un fort potentiel environnemental et énergétique [4].

Le chanvre, en particulier, constitue un matériau d'isolation performant et renouvelable, largement cultivé en France [5]. Son incorporation dans des bétons biosourcés permet de produire un matériau composite associant chènevotte et liants minéraux, offrant une faible empreinte carbone et une séquestration de CO₂ liée au carbone biogénique des plantes associées [6]. Outre ses qualités écologiques, le béton de chanvre présente d'excellentes propriétés thermiques et acoustiques, contribuant ainsi à une réduction significative des besoins énergétiques et des émissions associées [7].

Plusieurs études ont démontré l'importance de la caractérisation de la microstructure des matériaux biosourcés pour mieux comprendre leur comportement physique, mécanique et hygrothermique ([1], [6]-[8]).

En effet, la microstructure des empilements de chènevotte représente deux échelles de porosité : la porosité inter-particules, qui correspond à l'espace ouvert et fermé entre les particules, et la porosité intra-particules, localisée à l'intérieur même des particules, englobée par la paroi végétale. Dans [7] des corrélations ont été établies entre l'absorption d'eau et la porosité ouverte, ainsi qu'entre la dissipation acoustique et les porosités intra- et inter-particules.

La tomographie aux rayons X est une méthode d'imagerie non destructive permettant d'obtenir des images volumiques de la matière. Grâce au traitement d'image, elle offre la possibilité d'analyser en trois dimensions la microstructure des matériaux. L'étude présentée ne se limite pas uniquement à une application finale aux bétons végétaux : elle vise également le cas d'une utilisation de la chènevotte en vrac ou compressée, par exemple dans des systèmes d'isolation. Néanmoins, elle fournit des résultats essentiels sur la caractérisation géométrique des particules végétales, ce qui est nécessaire à l'étude des bétons végétaux afin d'en déduire les performances acoustiques, hydriques et mécaniques du produit final.

Dans ce travail, nous étudions la microstructure d'un empilement de particules de chènevotte à l'état non déformé et également soumis à deux états de compression, afin d'étudier les effets des procédés de mise en œuvre. Nous mettons en évidence l'utilité du traitement d'image pour extraire des informations clés sur les propriétés géométriques des particules ainsi que sur l'évolution du réseau poreux en fonction du niveau de compression.

II. MATÉRIELS ET MÉTHODES

A. Matériaux et acquisitions des images tomographiques

Les acquisitions de tomographie aux rayons X ont été réalisées sur la ligne de faisceau ANATOMIX du Synchrotron SOLEIL à Saint-Aubin [9]. Trois acquisitions ont été réalisées sur un mélange de chènevotte "Biofibat" (Figure 1) :

- (i) La première acquisition a été effectuée sur le mélange en vrac, à l'état non déformé, où les particules de chènevotte, d'une masse globale de 6,367 g, ont été versées d'une manière homogène dans un tube en plexiglas (Figure 2.1), de diamètre 4 cm et sur une hauteur de 4 cm.

(ii) La deuxième acquisition a été réalisée après une compression de l'échantillon selon l'axe Z, entraînant une déformation estimée à -33% (Figure 2.2, 2.3, 2.4).

(iii) Enfin, la troisième acquisition a été effectuée après une compression supplémentaire de l'échantillon, atteignant une déformation totale de -67% .

Les volumes (images 3D) ont été reconstruits avec une taille de voxel de $18\ \mu\text{m}$, et en utilisant un filtre Paganin [10] afin d'obtenir un meilleur contraste entre les particules de chènevette, qui absorbent peu les rayons X, et la porosité des empilements (Figure 3).

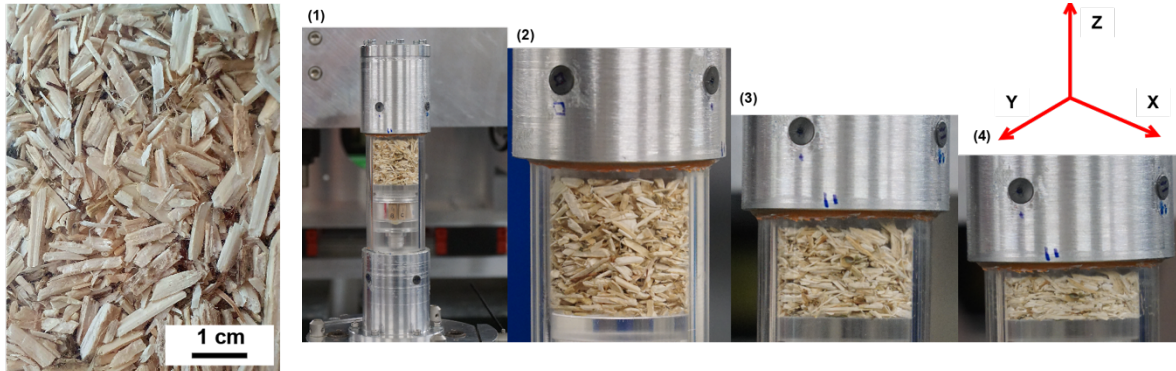


FIGURE 1. Particules de chènevette utilisées

FIGURE 2. Dispositif utilisé pour l'acquisition des scans tomographiques : (1) dispositif ; (2) état initial ; (3) déformation= -33% , (4) déformation= -67%

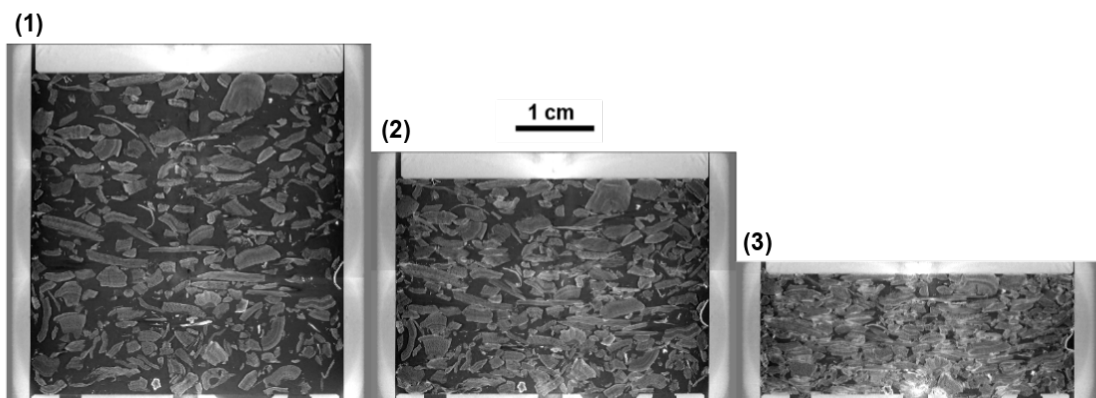


FIGURE 3. Résultats d'acquisition pour les trois cas : (1) déformation= 0% ; (2) déformation= -33% et (3) déformation= -67% (coupes longitudinales)

B. Traitement d'image : segmentation particules/air

Les segmentations visant à séparer les particules de chènevette et l'air dans les trois images ont été effectuées à l'aide d'un traitement d'image avancé grâce à l'apprentissage profond (Deep learning), à l'aide de réseaux de neurones convolutifs (CNN) avec l'architecture U-Net implémentée dans le logiciel Dragonfly ORS [11].

Un pré-traitement initial sur les images a été effectué avant l'étape de la segmentation. Les données ont été filtrées en utilisant dans un premier temps le filtre *unsharp* avec un noyau =5 (augmentation de la netteté), puis le résultat a été filtré en utilisant le filtre *tv-chambolle* avec une pondération = 0,1 et un maximum d'itération de 100 (débruitage).

Le modèle « Generic U-Net DL-7 IFC32 », déjà entraîné par l'équipe Dragonfly, a été utilisé pour la segmentation de nos images. Dans un premier temps, ce modèle a été entraîné sur nos données en utilisant un jeu d'entraînement créé manuellement, avec une augmentation des données i.e. la génération d'autres données d'entraînement de manière artificielle en se basant sur les données réelles. Cela a été réalisé en appliquant des déformations intentionnelles (rotation, translation, torsion, etc.) sur l'image. Un résultat est considéré comme « satisfaisant » lorsque la fonction de perte (loss function) utilisée pendant l'entraînement atteint une valeur suffisamment basse et se stabilise (convergence). Dans notre cas, nous utilisons la fonction de perte categorical cross-entropy, qui mesure la différence entre les classes prédites par le modèle et les classes réelles (données labellisées manuellement). Plus la valeur de cette fonction est faible, plus les prédictions du modèle sont proches des labellisées réelles. Ce critère est complété, par une évaluation visuelle des segmentations, afin de s'assurer que les résultats sont cohérents. Après avoir obtenu des résultats satisfaisants, le modèle a été appliqué aux volumes compressés, où il a donné des résultats satisfaisants après un seul entraînement supplémentaire.

C. Traitement d'image : séparation de particules

La séparation des particules de chènevotte est une tâche particulièrement complexe en raison du faible contraste entre les particules et de leurs formes complexes et variées. Les méthodes classiques de traitement d'image utilisées pour la segmentation des éléments n'ont pas permis de les séparer efficacement. Pour surmonter cette difficulté, une approche non traditionnelle a été nécessaire. Dans ce travail, seul l'état initial a été analysé. Nous avons créé des « marqueurs » représentatifs de nos particules en utilisant l'apprentissage profond, plus précisément des réseaux de neurones convolutifs (CNN) avec l'architecture U-Net. Ces « marqueurs » ont ensuite été utilisés dans un algorithme *watershed 3D* (séparation des particules), déjà implémenté dans le logiciel Dragonfly ORS. Des cas de sur-segmentation (particules divisées en plusieurs parties) et de sous-segmentation (particules collées) ont été constatées dans le résultat final. Les fonctions « *detectOverSegmentation* » et « *detectUnderSegmentation* » de la bibliothèque SPAM [12] ont été utilisées afin d'estimer les taux de sur-segmentation et de sous-segmentation. Grâce à la fonction « *fixOversegmentation* », la sur-segmentation des particules a été corrigée dans une certaine mesure. Toutefois, en raison de la complexité des données, une correction parfaite n'est pas possible sans accroître davantage le taux de sous-segmentation.

Afin de valider les résultats de la séparation des particules, la distribution de la taille des particules d'un autre échantillon de chènevotte, d'une masse de 0,592 g, appartenant au même lot que les échantillons présentés dans cette étude, a été caractérisée à partir d'une image 2D (obtenue avec un copieur numérique avec un DPI=600), de façon similaire à la méthode utilisée par Vincent Picandet [13].

D. Traitement d'image : caractérisation du réseau poreux

Le volume poreux de l'échantillon obtenu à partir de la segmentation de l'air a été utilisé pour modéliser un réseau poreux à l'aide de la bibliothèque OpenPNM, implémentée dans le logiciel Dragonfly ORS. Le plugin OpenPNM utilise l'algorithme SNOW (Sub-Network of an Over-segmented Watershed) de PoreSpy [14] pour l'extraction du réseau. Cet algorithme détermine les connexions entre les pores en s'appuyant sur la segmentation par watershed. La première étape consiste à obtenir la carte de distance de l'espace poreux. Cette carte est dérivée de l'image binaire de l'espace poreux et représente la distance de chaque voxel par rapport à la surface de particule la plus proche. Une segmentation par watershed est ensuite appliquée sur la carte de distance afin de diviser l'espace poreux en régions distinctes. Pour identifier les pores connectés, l'algorithme dilate chaque région issue de la segmentation. La taille des pores (ou "vertex") est estimée en analysant les voxels correspondants dans la carte de distance. Enfin, les propriétés des « throats » (les gorges reliant deux pores) sont déterminées en étudiant le chevauchement des régions dilatées et en analysant la section transversale des connexions, permettant ainsi d'en extraire les dimensions et autres caractéristiques géométriques.

E. Traitement d'image : configuration de la machine et détails des temps de traitement

La durée du traitement d'images dépend de nombreux paramètres, principalement de la résolution et de la taille des volumes tomographiques traités, mais aussi des caractéristiques de la machine utilisée. Dans notre étude, nous travaillons sur des volumes 16 bits d'une résolution de $2604 \times 2604 \times 936$ voxels, pour une taille moyenne d'environ 12 Go. Le traitement est effectué sur une station équipée de 1 To de RAM, d'un double processeur @2.10 GHz, et d'un GPU NVIDIA RTX A5500 avec 24 Go de mémoire. L'entraînement pour une première séparation des particules et de l'air a duré 2 jours et 18 heures. Le volume traité est de $2604 \times 2604 \times 936$ voxels, avec des données d'entraînement de $2604 \times 2604 \times 1$ voxels, augmentées par un facteur 5. Plus il y a d'augmentations de données ou de corrections manuelles à effectuer, plus le temps de traitement augmente. Pour la séparation individuelle des particules, aucune augmentation de données n'a été utilisée ; l'entraînement a duré 16 heures. Pour l'application du modèle entraîné et de l'algorithme de watershed, au total, l'opération prend 2h et 10 minutes. Pour la construction du réseau poreux, en appliquant un binning 4 sur le volume poreux ce qui donne un volume de $517 \times 517 \times 496$ voxels, le traitement prend 6 minutes. La durée est plus longue si une résolution plus élevée est utilisée.

II. RESULTATS ET DISCUSSION

A. Caractérisation géométriques des particules

Les résultats de la segmentation sont rapportés dans la Figure 4, illustrant (1) la séparation entre les particules de chènevotte et l'air ainsi que (2) la séparation entre les particules. La figure 5 montre le résultat de la segmentation des particules dans l'image 2D.

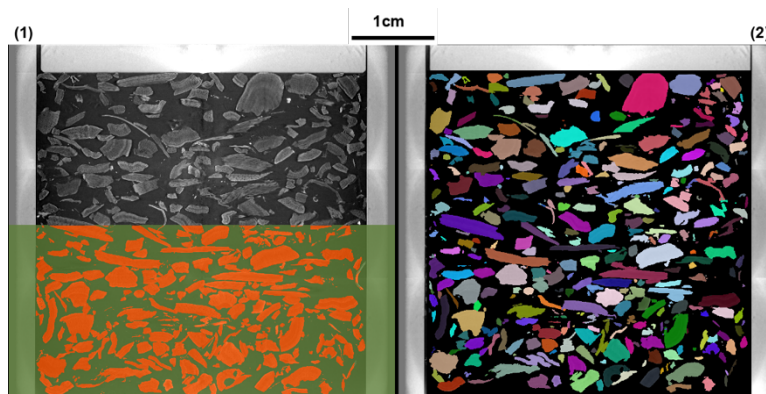


FIGURE 4. Résultat de la segmentation par apprentissage profond de l'échantillon 3D: (1) séparation particules/air : haut, image brute et bas: image segmentée ; (2) séparation des particules entre elles



FIGURE 5. Résultat de la segmentation manuelle de l'échantillon 2D

Les taux de sous-segmentation et de sur-segmentation après traitement de l'image 3D, sans et avec correction de la sur-segmentation, sont rapportés dans le Tableau 1 et montrent que la quantité de particules impactées par ces erreurs de segmentation est faible. Afin d'étudier l'impact de la correction de la sur-segmentation, les distributions du diamètre de Féret maximal ont été comparées pour les trois cas suivants : (i) analyse de l'image 2D, (ii) analyse de l'image de tomographie sans correction de sur-segmentation et (iii) analyse de l'image 3D avec correction de sur-segmentation (Figure 6). Le diamètre de Féret minimum n'a pas été utilisé car il ne correspond a priori pas à la même dimension en 2D (largeur de la particule) et en 3D (épaisseur de la particule). En plus de la concordance des résultats issus des images 2D et 3D, cette comparaison met en évidence la sur-segmentation dans l'image 3D avant correction, ainsi que l'augmentation du nombre de particules de grandes tailles (sous-segmentation) liée à la correction de la sur-segmentation. Les résultats obtenus après correction étant cependant plus proches de ceux obtenus à partir de l'image 2D, cette segmentation a été retenue pour effectuer la caractérisation géométrique.

TABLEAU 1. Taux de sur-segmentation et de sous-segmentation des particules de chènevotte 3D à l'état non déformé

Image segmentée	Sur-segmentation (% total particules)	Sous-segmentation (% total particules)
Sans correction de la sur-segmentation	2,78	1,18
Avec correction de la sur-segmentation	1,11	2,05

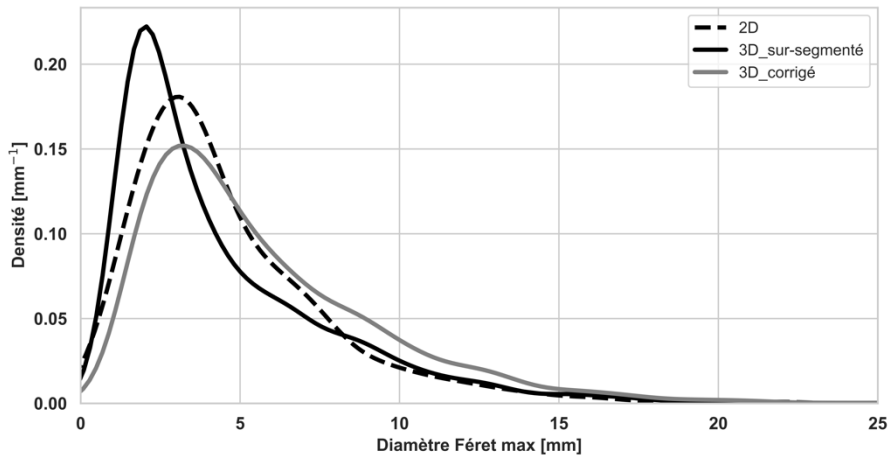


FIGURE 6. Comparaison des distributions du diamètre de Féret maximal entre l'image 2D, l'image 3D avant correction et l'image 3D après correction de la sur-segmentation

Les distributions de la taille des particules ainsi obtenues, en volume ainsi qu'en volume cumulé, sont représentées dans la Figure 7. D'autres travaux ont déjà caractérisé la distribution de tailles des particules de chènevotte, que ce soit par tamisage mécanique ou par imagerie 2D [13]. Toutefois, la tomographie aux rayons X apporte une information supplémentaire par rapport à ces techniques en fournissant une description tridimensionnelle des particules. En utilisant les valeurs propres du tenseur d'inertie ainsi que le volume de chaque particule, il est possible d'assimiler leur forme soit à un parallélépipède, soit à un ellipsoïde. Cela permet d'obtenir une distribution des tailles des particules dans les trois dimensions (Figure 8). En comparant les distributions des longueurs obtenues pour les parallélépipèdes et les ellipsoïdes ainsi que la distribution du diamètre maximal de Féret, on observe une correspondance entre le diamètre maximal de Féret et la longueur de l'ellipsoïde.

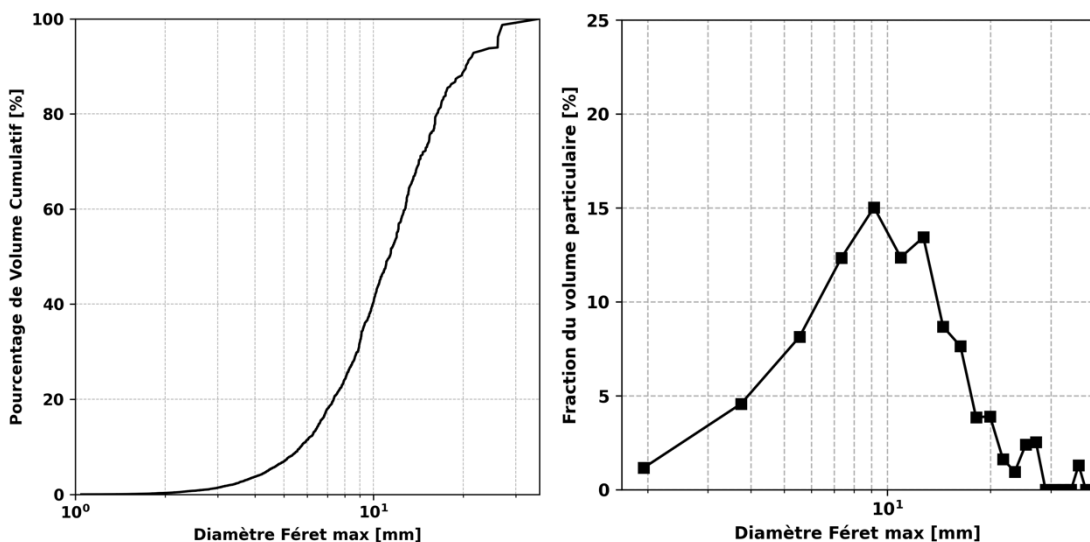


FIGURE 7. Distribution de la taille des particules (diamètres de Féret maximum) mesurée à partir de l'image de tomographie aux rayons X

Les distributions des orientations azimutales (φ) et polaires (θ) ont été calculées en utilisant le vecteur propre associé à la plus petite valeur propre du tenseur d’inertie, correspondant au grand axe. Comme indiqué dans la Figure 9, l’angle θ correspond à l’angle entre l’axe X et la projection du grand axe dans le plan X-Y, tandis que l’angle φ correspond à l’angle entre le plan X-Y et l’axe de la particule.

Les distributions indiquent une orientation préférentielle par rapport au plan vertical, avec une valeur proche de 90° pour l’angle φ . Cela s’explique par le fait que les particules sont plutôt allongées par effet de la gravité lors du remplissage. En revanche, les particules ne montrent pas d’orientation préférentielle dans le plan horizontal, où elles sont orientées de manière aléatoire.

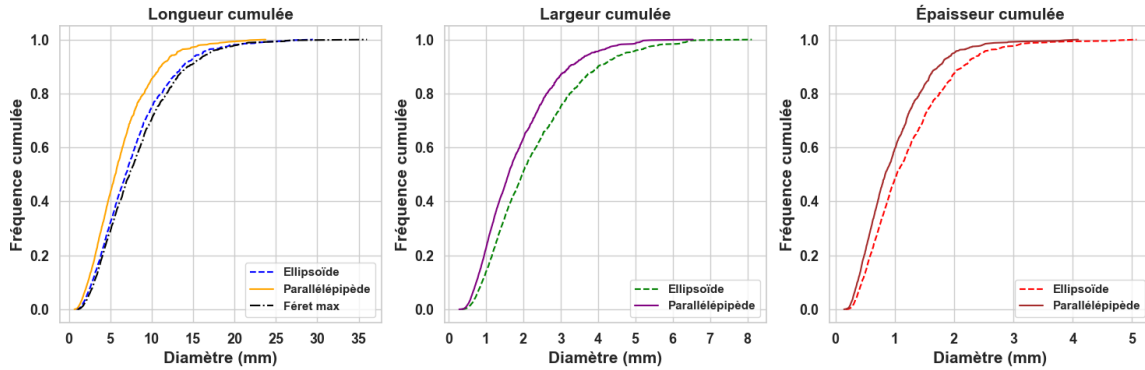


FIGURE 8. Distribution de la taille des particules : tomographie aux rayons X, assimilations ellipsoïdes, parallélépipèdes et comparaison aux diamètres de Férét maximum.

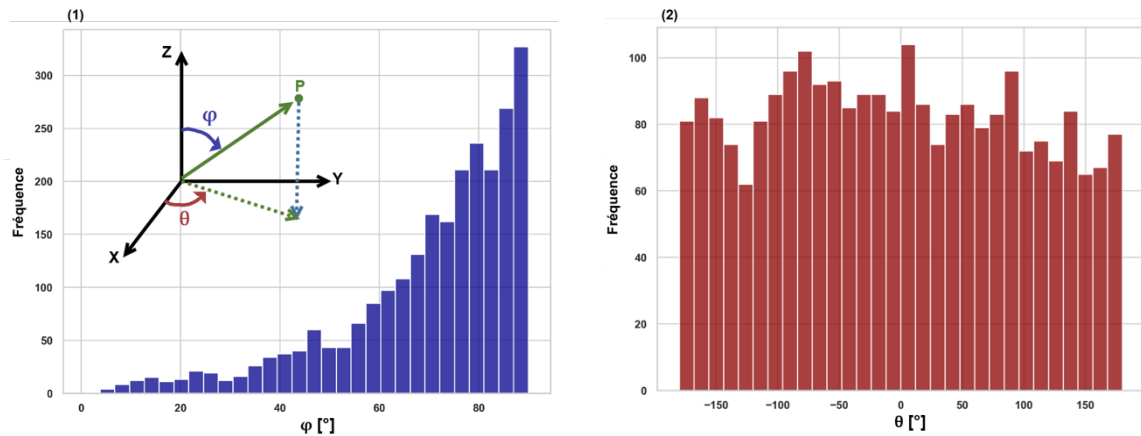


FIGURE 9. Distribution des orientations des particules de chènevotte

B. Caractérisation des pores

Le résultat de la construction des milieux poreux modèles à l’aide de la bibliothèque PoreSpy est présenté dans la Figure 10.

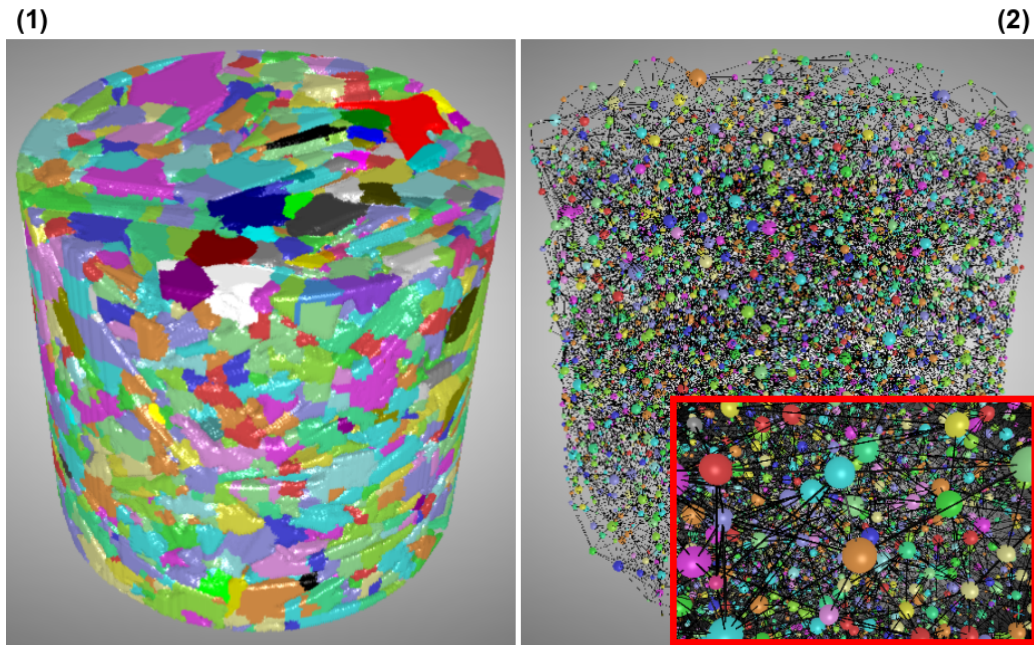


FIGURE 10. Milieu poreux modèle, reconstruit à partir du volume poreux issu de la segmentation de l'air : (1) Séparation du volume en pores connectés, (2) modèle du milieu poreux avec des pores sous forme de sphères et des gorges sous forme de cylindres.

L'évolution de la porosité totale interparticulaire de l'échantillon en fonction de la déformation est illustrée dans la Figure 11. La porosité montre une diminution, due au réarrangement des particules dans les pores ainsi qu'à l'écrasement des pores sous l'effet de la compression. Après la première étape de compression, la porosité totale reste connectée. En revanche, lors de l'étape suivante, la porosité interparticulaire présente une portion non connectée.

L'évolution de cette porosité en fonction de la hauteur est présentée dans la Figure 12 pour les trois états de déformation, où la porosité interparticulaire est calculée pour chaque coupe horizontale d'épaisseur égale à la taille du voxel. Elle met en évidence une distribution homogène de la porosité sur la hauteur de l'échantillon dans les trois cas et montre une diminution de la porosité totale lors de la compression de l'échantillon.

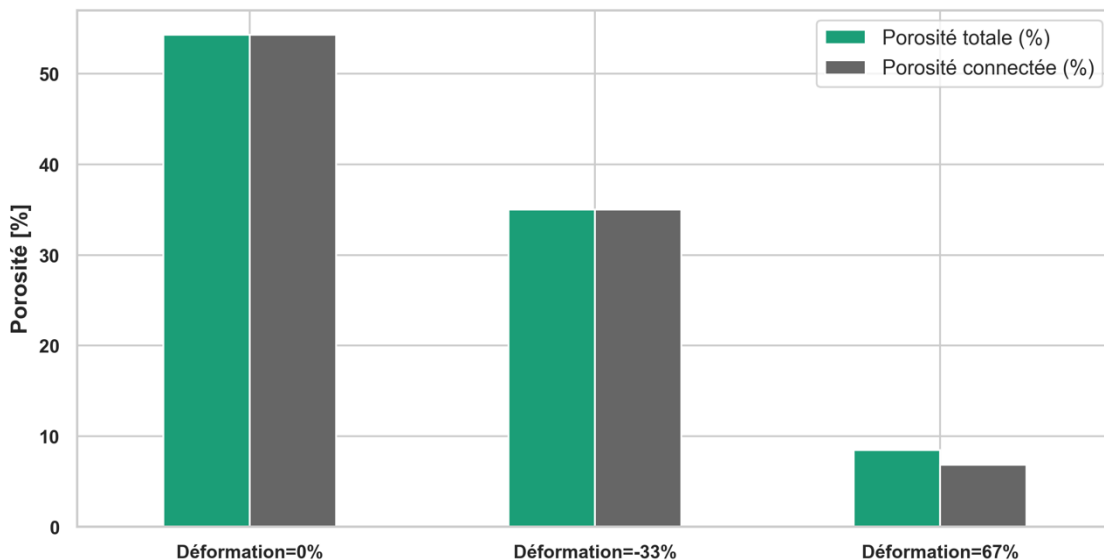


FIGURE 11. Évolution de la porosité totale interparticulaire sous l'effet de la compression

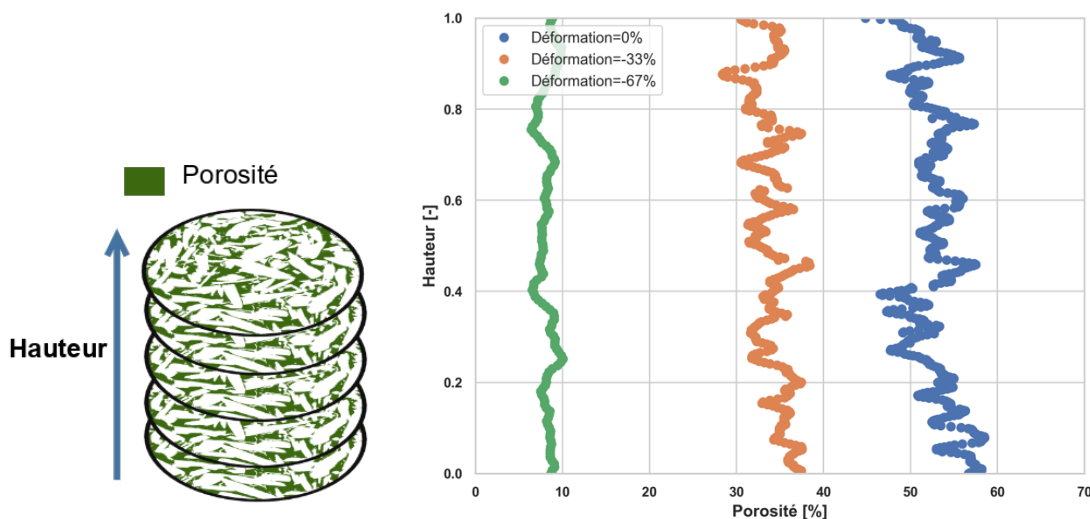


FIGURE 12. Évolution de la porosité interparticulaire sous l'effet de la compression en fonction de la hauteur de l'échantillon

En utilisant les fonctions implémentées dans la bibliothèque PoreSpy, le diamètre ainsi que le volume de chaque pore appartenant à la porosité interparticulaire connectée ont été extraits et utilisés pour construire la distribution de la taille des pores pour l'état initial de l'échantillon ainsi que pour les deux autres états de compression (Figure 13). Les distributions montrent une diminution du diamètre moyen, qui devient plus petit avec la compression. Elles sont globalement monomodales quel que soit l'état de compression.

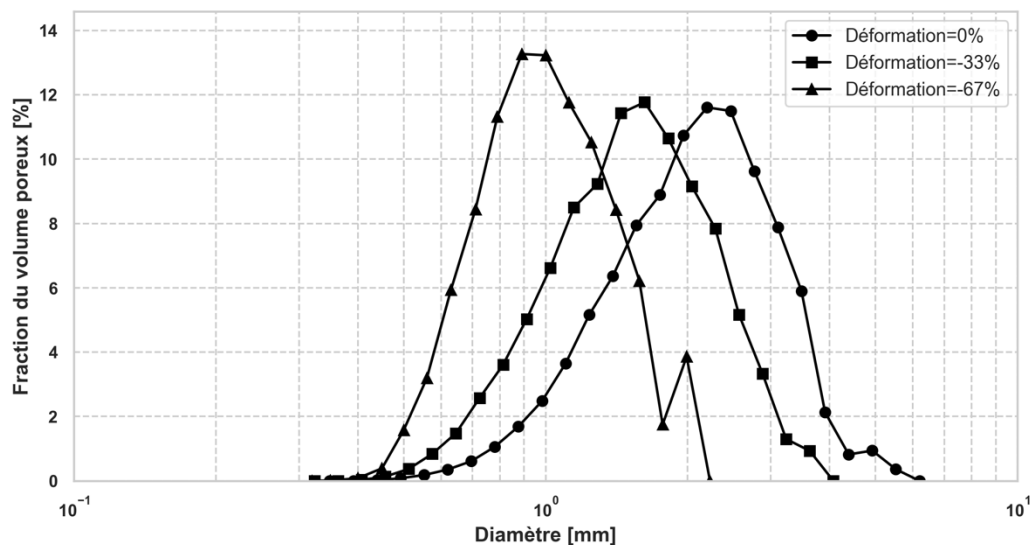


FIGURE 13. Distribution de la taille des pores (porosité connectée seulement)

La Figure 14 représente la distribution du nombre de connexions entre chaque pore et ses voisins du réseau poreux. Les résultats montrent une diminution de la connectivité avec la compression de l'échantillon. La déformation comprime la structure poreuse, ce qui entraîne la fermeture des pores et la déconnexion entre eux. Cet effet est particulièrement visible dans l'état déformé à -67%.

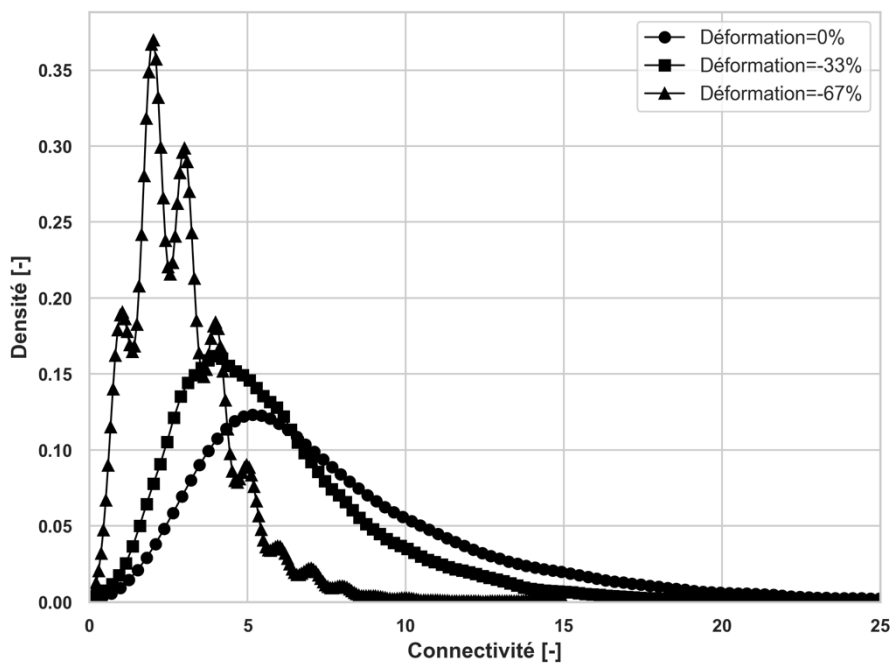


FIGURE 14. Distribution du nombre de connexions entre les pores (porosité connectée seulement)

III. CONCLUSION

La présente étude met en évidence les capacités et l'utilité de la tomographie à rayons X combinée à l'analyse d'images pour fournir des informations complètes sur les caractéristiques géométriques des particules de chanvre et l'évolution du réseau poreux sous l'effet de la compression.

L'analyse du réseau de pores sous compression révèle des modifications significatives de la porosité totale interparticulaire et de la connectivité des pores, jouant un rôle crucial dans l'étude des propriétés thermo-hydrauliques, acoustiques et mécaniques de ce matériau.

Au-delà de la caractérisation tridimensionnelle de la morphologie des particules, la segmentation des particules individuelles ouvre des perspectives de recherches futures. Elle sera notamment utilisée, combinée à l'analyse des niveaux de gris des images, pour la détermination des densités locales, comme cela a déjà été étudié par [6]. Elle ouvre également la voie à la génération de jumeaux numériques, offrant une représentation plus réaliste de la microstructure de l'empilement de chènevotte.

REMERCIEMENTS

Nous remercions SOLEIL pour la fourniture des installations de rayonnement synchrotron et nous tenons à remercier Timm Weitkamp et Guillaume Daniel pour leur aide pour le montage de l'expérience et l'utilisation du faisceau de la ligne ANATOMIX (Proposal No. 20210179), ainsi que Jonathan Perrin et Hubert Chevreau pour leur aide et conseils pour le post-traitement des images. Nous remercions également Patrick Aïmedieu (Laboratoire Navier) et Camille Magniont (Laboratoire Matériaux et Durabilité des Constructions) pour leur participation à la préparation et à la réalisation des expériences. Enfin, nous remercions l'ADEME pour son soutien financier dans le cadre du projet LOCABATI.

REFERENCES

- [1] Bennai, F., el Hachem, C., Abahri, K., & Belarbi, R. (2018). Microscopic hydric characterization of hemp concrete by X-ray microtomography and digital volume correlation. *Construction and Building Materials*, 188, 983–994. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2018.08.198>
- [2] Laborel-Préneron, A., Magniont, C., & Aubert, J.-E. (2018). Characterization of Barley Straw, Hemp Shiv and Corn Cob as Resources for Bioaggregate Based Building Materials. *Biomass Valorization*, 9(7), 1095–1112. <https://doi.org/10.1007/s12649-017-9895-z>
- [3] Nguyen, S. T., Tran-Le, A. D., Vu, M. N., To, Q. D., Douzane, O., & Langlet, T. (2016). Modeling thermal conductivity of hemp insulation material: A multi-scale homogenization approach. *Building and Environment*, 107, 127–134. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2016.07.026>

- [4] Colinart, T., Vincelas, T., Lenormand, H., de Menibus, A. H., Hamard, E., & Lecompte, T. (2020). Hygrothermal properties of light-earth building materials. *Journal of Building Engineering*, 29. <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2019.101134>
- [5] Fares, H., 2014. Paramètres de composition des mélanges de particules de chènevotte pour l'élaboration de béton de chanvre, Montpellier, France
- [6] Lecompte, T. (2022) "Matériaux biosourcés pour le bâtiment : notions d'équilibres et indicateurs de réchauffement climatique", *Academic Journal of Civil Engineering*, 40(4).
- [7] Glé, P., Lecompte, T., Hellouin de Ménibus, A., Lenormand, H., Arufe, S., Chateau, C., Fierro, V., & Celzard, A. (2021). Densities of hemp shiv for building: From multiscale characterisation to application. *Industrial Crops and Products* Densities of hemp shiv for building: from multiscale 1 characterisation to application. 164. <https://doi.org/10.1016/j.indcrop.2021.113390>
- [8] Ceyte, I., 2008. Béton de chanvre, définition des caractéristiques mécaniques de la chènevotte, Master thesis, ENTPE.
- [9] T. Weitkamp, M. Scheel, J. Perrin, G. Daniel, A. King, V. L. Roux, J. L. Giorgetta, A. Carcy, F. Langlois, K. Desjardins, C. Meneglier, M. Cerato, C. Engblom, G. Cauchon, T. Moreno, C. Rivard, Y. Gohon, and F. Polack, Microtomography on the ANATOMIX beamline at Synchrotron SOLEIL, *Journal of Physics: Conference Series* 2380, 012122 (2022).
- [10] D. Paganin, S. C. Mayo, T. E. Gureyev, P. R. Miller, and S. W. Wilkins, Simultaneous phase and amplitude extraction from a single defocused image of a homogeneous object, *Journal of Microscopy* 206, 33 (2002).
- [11] Dragonfly 2022.2 [Computer software]. Comet Technologies Canada Inc., Montreal, Canada; software available at <https://www.theobjects.com/dragonfly>.
- [12] Stamati et al., (2020). spam: Software for Practical Analysis of Materials. *Journal of Open Source Software*, 5(51), 2286, <https://doi.org/10.21105/joss.02286>
- [13] S. Amziane and F. Collet (eds.), *Bio-aggregates Based Building Materials*, RILEM State-of-the-Art Reports 23, DOI 10.1007/978-94-024-1031-0_4
- [14] Gostick J, Khan ZA, Tranter TG, Kok MDR, Agnaou M, Sadeghi MA, Jervis R. PoreSpy: A Python Toolkit for Quantitative Analysis of Porous Media Images. *Journal of Open Source Software*, 2019. doi:10.21105/joss.01296