

# Segmentation de préformes textiles à partir de micro-tomographies à rayons X par une approche variationnelle

## *Variational segmentation of textile composite preform from X-ray computed tomography*

Jean Bénézech <sup>1,2</sup>, Guillaume Couégnat <sup>2</sup>

1 : Safran Ceramics  
105 avenue Marcel Dassault, F-33700 Mérignac, France

2 : LCTS  
UMR5801 CNRS/Univ. Bordeaux/Safran/CEA  
3 allée de la Boétie, F-33600 Pessac, France  
e-mail : benezech@lcts.u-bordeaux.fr  
couegnat@lcts.u-bordeaux.fr

### Résumé

La prévision du comportement thermo-mécanique d'un composite tissé nécessite une connaissance approfondie de son architecture interne. Une description réaliste de sa méso-structure peut être obtenue grâce à une micro-tomographie à rayon-X ( $\mu$ CT) du matériau. La difficulté consiste alors à construire automatiquement un modèle géométrique d'un tissage à partir de  $\mu$ CT. Nous proposons ici une méthode de segmentation variationnelle, visant à optimiser un modèle géométrique construit initialement sur la connaissance approchée de son arrangement textile et en utilisant l'information extraite de la  $\mu$ CT. Une mesure quantitative a été introduite pour comparer un modèle géométrique et une  $\mu$ CT, incluant un terme calculant la ressemblance du modèle avec le masque de la  $\mu$ CT ainsi qu'un terme évaluant l'orientation locale des entités géométriques. Notre méthode permet de construire des modèles réalistes de tissage 3D qui respectent les motifs de tissages tomographiés, et dont les entités sont désinterpénétrées, ce qui les rend compatibles avec les techniques de maillages.

### Abstract

Prediction of the thermo-mechanical behavior of woven composites necessitates a reliable knowledge of their inner structure. An accurate description of the fabric geometry could be obtained using X-ray computed microtomography ( $\mu$ CT) at the mesoscopic scale. However, systematic construction of numerical models from  $\mu$ CT remains a difficult task. To address this challenge, we propose a variational segmentation approach which combines  $\mu$ CT with a prior geometric model that is iteratively improved thanks to a heuristic optimization process. The fidelity of the models with respect to the input  $\mu$ CT is evaluated using a measure of similarity including both gray levels and local directions. Our method allowed to build realistic numerical models of woven fabrics that preserve the prescribed weaving pattern, which are free of interpenetration, which makes them compatible with further numerical simulations. Using our approach, models of complex woven fabrics, but also of woven composites, could be consistently generated from  $\mu$ CT and can serve as reference models, e.g. to analyze in situ tests by providing numerical twins.

**Mots Clés :** Micro-tomographie à rayon-X ; segmentation ; mésoscopique ; modèle numérique ; préforme textile.

**Keywords :** X-ray micro-tomography ; segmentation ; mesoscale ; numerical model ; woven fabric.

## 1. Introduction

L'échelle mésoscopique apparaît depuis plusieurs années comme l'échelle la plus pertinente pour appréhender le comportement des composites tissés. Elle offre un bon compromis entre la description de l'architecture du matériau et les coûts de calcul associés. La création de modèles numériques à cette échelle reste néanmoins une difficulté, aussi bien au niveau de la représentation de la préforme textile que de la génération des maillages éléments finis associés [1]. Un modèle idéalisé de l'architecture textile peut être généré *a priori*, à partir de la connaissance du plan de tissage et de considérations géométriques [2, 3]. Cependant, cette approche ne permet pas d'obtenir des modèles suffisamment

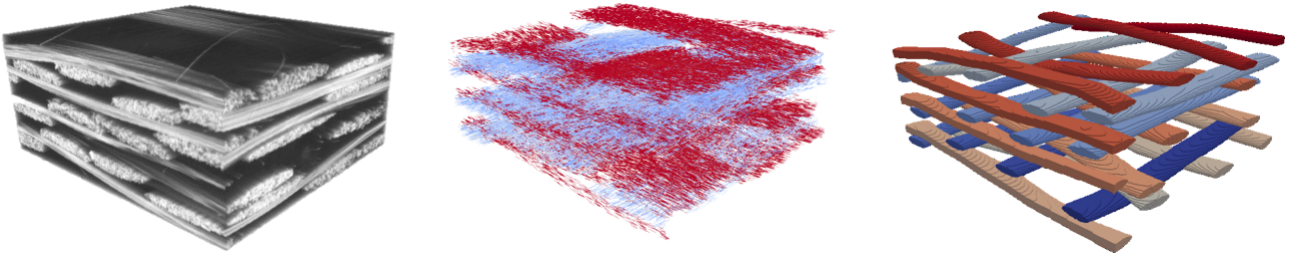


Fig. 1. Données d'entrées de l'algorithme :  $\mu$ CT utilisée pour seuiller le masque de la préforme (gauche), directions locales des fils calculées à partir du tenseur de structure de l'image (milieu) et le modèle géométrique initial (droite).

représentatifs du matériau réel. Une approche alternative consiste alors à reconstruire la préforme a posteriori à partir d'images du matériau réel, notamment à partir de micro-tomographie à rayons X ( $\mu$ CT). Des approches reposant seulement sur du traitement d'images peuvent néanmoins conduire à des incohérences morphologiques ou topologiques [4].

Pour allier les avantages des méthodes géométriques et basées image, nous proposons une méthode de segmentation par une approche variationnelle [5]. Cette méthode repose sur une connaissance *a priori* de la géométrie du tissage et sur des données extraites de la  $\mu$ CT. Le principe de notre approche et les données d'entrées seront présentés dans la section 2. Les détails d'implémentation et le schéma d'optimisation seront ensuite développés. Finalement, notre méthode sera comparée à d'autres approches de la littérature, et sa performance sera illustrée via un exemple supplémentaire. La convergence de l'algorithme ainsi qu'une discussion traitant l'effet des données d'entrées ont été étudiée en détail dans l'article [5].

## 2. Segmentation Variationnelle : principe et données d'entrées

### 2.1. Principe

L'idée principale de notre approche est d'optimiser la forme et la position d'entités géométriques d'un modèle initial, en respectant à la fois le masque en niveau de gris de la préforme et les directions des fils. Les paramètres qui décrivent les fils du modèle géométrique, c.-à-d. leurs lignes moyennes et leurs sections transverses, sont optimisés, de manière itérative, en cherchant à maximiser une énergie  $E$  qui va quantifier la ressemblance entre le modèle géométrique et la  $\mu$ CT :

$$E = \alpha E_g + \beta E_d - \gamma E_r \quad (\text{Eq. 1})$$

$E_g$  et  $E_d$  mesurent respectivement la ressemblance en niveau de gris et celle en direction du modèle géométrique par rapport à la  $\mu$ CT. Le dernier terme  $E_r$  vise à régulariser  $E$  en pénalisant les interpénétrations entre entités du modèle géométrique, ainsi que les configurations physiquement impossibles (p. ex. des dimensions de fil exagérées). Les trois composantes de l'énergie  $E$  vont alors être pondérées des valeurs  $\alpha$ ,  $\beta$ , et  $\gamma$  pour permettre une convergence optimale de l'algorithme. Les données d'entrées de l'algorithme, à savoir le modèle géométrique initial, et les informations extraites de la  $\mu$ CT sont illustrés sur la figure 1 et sont détaillés dans les prochains paragraphes. Le calcul des énergies  $E_g$ ,  $E_d$  et  $E_r$  sera explicité dans la partie 3.

### 2.2. Modèle géométrique

Chaque fil va être représenté par une série de tronçons. Chacun tronçon va être délimité par deux sections (figure 2). Elles-mêmes sont composées d'un centre (défini dans le repère de la  $\mu$ CT) et de paramètres qui gouvernent leurs géométries. Différents choix peuvent être faits pour décrire la

géométrie des sections. Chaque section peut tout d'abord être assimilée à une ellipse : ses paramètres seront alors un grand axe, un petit axe ainsi qu'une orientation. Ces sections peuvent aussi être représentées par des polygones, discrétisés de façon régulière, et dont les paramètres sont les distances entre chacun des points de discrétisation et le centre de la section. Les polygones pourront alors décrire des sections quelconques, comme des sections non convexes par exemple.

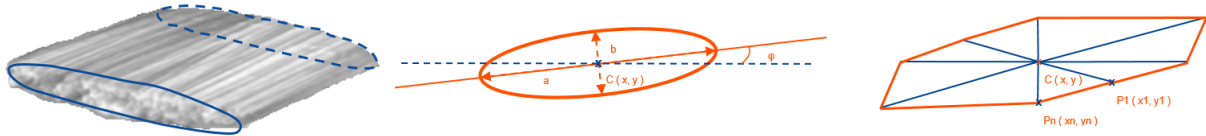


Fig. 2. Représentation d'un tronçon (gauche), paramétrisation d'une section elliptique (milieu) et d'une section polygonale (droite).

Pour un tissage simple, les chemins moyens réalistes des fils qui le composent peuvent être définis directement à l'aide des plans de tissages initiaux. Pour des cas plus complexes, il est possible de retrouver une description de ces chemins moyens en simulant le procédé de tissage (cf. p.ex. [6]), mais cela reste une difficulté. De plus, il a été montré que les descriptions idéalisées des chemins moyens peuvent s'écarter significativement de la réalité du matériau [7]. Il est donc nécessaire d'introduire la description de l'architecture textile *a priori*. Des points vont être sélectionnés le long de chaque lignes moyennes à l'aide d'une macro dédiée de Fiji [8]. On cherche alors à pointer le nombre minimal de centres de sections, qui assure une topologie du tissage initiale correcte. Les chemins sont ensuite interpolés par des splines pour en obtenir des représentations continues. Les splines sont finalement discrétisées, par exemple en fonction de la courbure locale, représentant plus finement le chemin moyen de chaque fil. La figure 1, à droite, illustre les lignes moyennes associées à chaque fil.

### 2.3. Données d'entrées

#### *Masque binaire du tissage*

La densité locale de matière du matériau va être représentée par des niveaux de gris sur l'image de  $\mu$ CT, comme le montre la figure 1. Dans le cas de préformes textiles, un simple seuillage permet de séparer les fibres du vide.

#### *Directions locales*

La deuxième étape de préparation des données d'entrées de l'algorithme consiste à attribuer, à chaque voxel du tissage, la direction du fil auquel il appartient. On utilise alors classiquement le tenseur de structure de l'image  $G$ , Eq. 2.

$$G = \nabla I \cdot \nabla I^T \quad (\text{Eq. 2})$$

où  $\nabla I$  est le gradient en niveau de gris obtenu en utilisant un filtre optimal pour un matériau fibreux [9]. La valeur de  $G$  est ensuite convoluée à une fonction gaussienne  $K_\Omega$  sur un domaine  $\Omega$  pour diminuer l'effet du bruit de l'image.

$$G_\Omega = K_\Omega * G \quad (\text{Eq. 3})$$

Pour un voxel donné, la direction du fil auquel il appartient correspond alors à la direction du vecteur propre de  $G$  associé à la plus petite valeur propre. Un exemple est donné sur la figure 1, les couleurs correspondent aux orientations dans le plan  $xy$ . Cette information va être cruciale pour séparer efficacement les entités fils de direction différente.

### 3. Calcul de d'énergie de ressemblance

Pour calculer l'énergie de ressemblance du modèle géométrique  $E$  (cf. Eq. 1), celui-ci est premièrement voxelisé. On lui associe alors une image 3D, dans laquelle les fils sont individualisés. Le masque binaire de la préforme, l'image des directions associées aux fils et l'image du modèle géométrique sont donc définis sur le même domaine. L'énergie de ressemblance  $E$  entre le modèle géométrique et la  $\mu$ CT est ainsi calculée de façon discrète, c.à.d. voxel à voxel.

#### 3.1. Ressemblance en niveau de gris : $E_g$

Le premier terme  $E_g$  mesure la ressemblance entre le masque binaire de la préforme et l'image voxelisée du modèle. Pour un sous-domaine  $V$ , un nombre de voxel  $N_m$  est calculé, correspondant aux voxels du modèle incorrectement situés dans le masque de la  $\mu$ CT. Il comprend les voxels qui appartiennent à la fois aux fils du modèle géométrique mais aussi au complémentaire du masque de la préforme.  $E_g$  est alors défini de la façon suivante :

$$E_g = 1 - \frac{N_m}{|V|} \quad (\text{Eq. 4})$$

Où  $|V|$  est le nombre de voxel total contenu dans  $V$ . Cette définition est similaire à l'indice de Jaccard ou encore à d'autres métriques caractérisant l'intersection entre deux masques [10].

#### 3.2. Ressemblance en direction : $E_d$

Le calcul du deuxième terme  $E_d$  est réalisé exclusivement sur les voxels contenus dans le modèle géométrique. Pour chaque voxel  $v$  inclus dans un fil du modèle géométrique, son centre est projeté sur la ligne moyenne du fil en un point  $P$ . La tangente locale en  $P$ , définit la direction géométrique locale du voxel  $v$ . Pour tout voxel  $v$ , on compare ensuite sa direction géométrique locale avec sa direction calculée à partir du tenseur de structure de la  $\mu$ CT. Si l'angle que forme les deux vecteurs est inférieur à une valeur seuil ( $\theta = 15^\circ$  dans la suite), on considère que le voxel est bien orienté.  $E_d$  est finalement définie comme le rapport des voxels satisfaisant cette condition par rapport au nombre de voxel contenu dans le modèle géométrique.

#### 3.3. Régularisation et gestion des interpénétrations

L'intérêt du dernier terme  $E_r$  est double : il agit comme un terme de régularisation ainsi qu'un terme pénalisant l'interpénétration des entités du modèle géométrique. On peut le définir comme la somme de deux contributions :  $E_r = E_p + E_i$ .  $E_p$  vise à pénaliser les cas où le choix d'une configuration géométrique donnée est aberrante. Par exemple, si le grand axe choisi n'est pas inclus dans un intervalle imposé, ou encore si le rapport d'aspect de l'ellipse dépasse une certaine valeur. Les contraintes sont assurées par pénalisation en imposant une valeur arbitrairement grande à  $E_p$  le cas échéant. Durant la phase de voxelisation du modèle géométrique, chaque fil est labellisé individuellement. Quand deux fils s'interpénètrent, un voxel peut se voir attribuer plus d'un label. Un taux d'interpénétration, correspondant à l'énergie  $E_i$ , est alors défini comme le rapport du nombre de voxel multi-labellisé sur la taille du domaine considéré.

### 4. Optimisation du modèle géométrique

Nous allons maintenant nous intéresser à l'optimisation du modèle géométrique initial régie par sa ressemblance vis-à-vis de la  $\mu$ CT. Le principe consiste à perturber les paramètres qui décrivent le modèle géométrique, dans le but d'augmenter l'énergie de ressemblance. Un algorithme heuristique



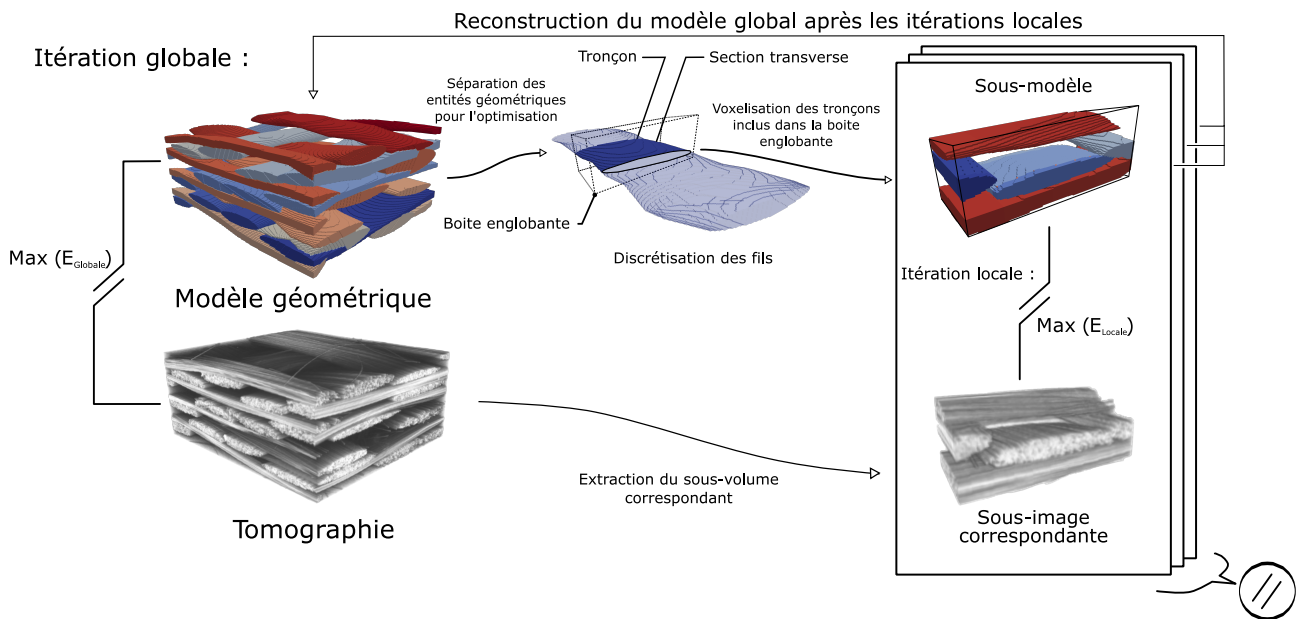


Fig. 3. Schéma de l'approche itérative à deux échelles.

itératif construit sur une échelle globale (celle de l'image de  $\mu$ CT) et une échelle locale (celle d'un tronçon de fil) a alors été développé [5] et est décrit brièvement dans le paragraphe suivant.

#### 4.1. Approche itérative à deux échelles

La perturbation d'un paramètre définissant la géométrie d'une section ne va entraîner de modification de son fil parent que sur un domaine restreint, car une section n'est partagée que par deux tronçons consécutifs. Deux changements de paramètres effectués sur deux sections séparées d'au moins deux tronçons sont donc indépendants. C'est pourquoi, pour chaque tronçon, nous allons considérer un sous-domaine délimité par sa boîte englobante suffisamment large pour inclure tous les mouvements possibles de ses sections frontières (cf. Fig 4, en haut à droite). Dans celui-ci figureront donc le tronçon ciblé ainsi que tous les tronçons détectés dans sa boîte englobante. Les sous-domaines étant construits indépendamment, ils peuvent être traités de façon parallèle. Toutefois, les sections étant partagées par deux tronçons, des modifications de paramètres peuvent être simultanées. Pour limiter cet effet, l'ordre de traitement des sous-domaines varie durant l'optimisation de manière aléatoire. Quand tous les sous-domaines ont été traités, le modèle global est mis à jour, ce qui permet, à l'itération globale suivante, une nouvelle définition de chaque sous-domaine, comme le montre la figure 4. Cette procédure est répétée tant qu'un état stationnaire n'est pas atteint.

#### 4.2. Optimisation heuristique locale

Chaque sous-domaine est construit autour d'un tronçon, deux sections sont alors impliquées. Pour chacune des sections, les paramètres à optimiser sont donc : la position de leur centre  $C$ , les demi-axes  $a$  et  $b$  et l'orientation  $\theta$  dans le cas elliptique; et dans le cas polygonal, les distances  $r_i$  qui définissent la position des points  $p_i$  par rapport au centre  $C$  (cf. Fig 2). L'optimisation locale des sous-modèles est réalisée en utilisant un algorithme similaire à une approche Monte-Carlo. Les tests de nouvelles valeurs des paramètres du tronçon considéré sont réalisés séquentiellement dans un ordre aléatoire. Pour chaque test, une valeur de paramètre est choisie dans un intervalle centré sur la valeur existante. Pour évaluer l'influence de cette perturbation, le sous-modèle (tronçon et son voisinage) est re-voxélisé, permettant le calcul d'une nouvelle énergie de ressemblance  $E$ . Si celle-ci a augmenté, la nouvelle valeur du paramètre est acceptée, sinon l'ancienne configuration est maintenue.

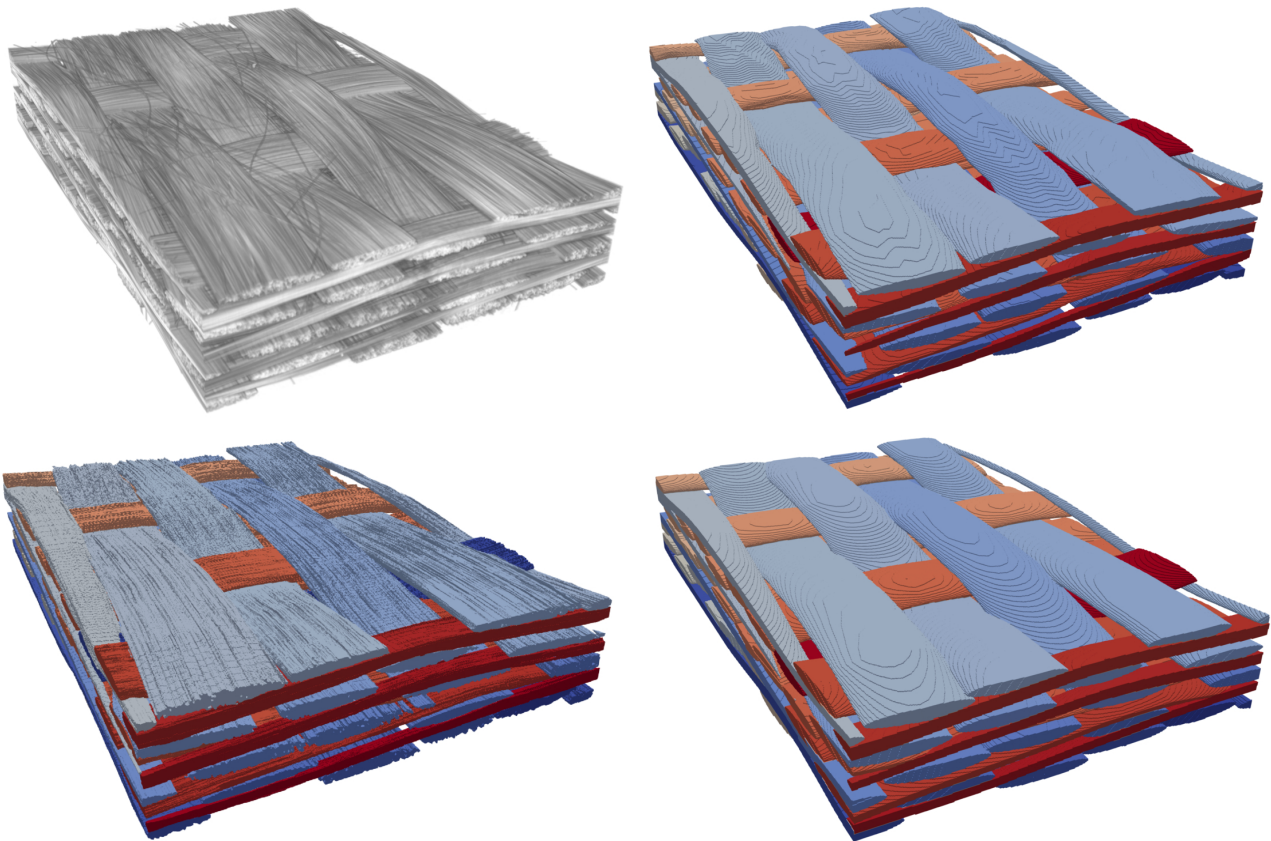


Fig. 4. En haut : Résultat typique obtenu avec notre approche : la  $\mu$ CT d'un tissé multi-couche (gauche) et le modèle optimisé correspondant (droite). En bas : Modèles résultants d'une segmentation manuelle (gauche) et d'une approche géométrique elliptique (droite).

Localement, aucune convergence n'est recherchée : seuls quelques cycles de tests de paramètres sont réalisés (typiquement de 3 à 10). Dans la pratique, cela suffit pour assurer une amélioration notable de l'énergie de ressemblance, sans pour autant causer des variations de géométries préjudiciables pour d'autres sous-modèles.

## 5. Résultats et discussion

Un résultat typique de l'utilisation de notre approche sur un tissage multi-couche est illustré sur la figure 4 en haut. En comparaison directe avec la  $\mu$ CT originale, ce résultat est visuellement satisfaisant.

### 5.1. Comparaison avec d'autres méthodes de segmentation

Notre méthode de segmentation converge vers des modèles optimaux au regard des critères de ressemblance introduits dans la section 3. Cette mesure peut être appliquée pour évaluer la ressemblance de modèles issus d'autres techniques de segmentation. Dans le paragraphe suivant, seront comparés avec notre méthode : un modèle géométrique elliptique aux sections constantes et un modèle segmenté manuellement. Pour le premier modèle, les sections utilisées sont choisies comme les moyennes des mesures faites sur les fils de la  $\mu$ CT. Le modèle manuel a été obtenu via l'outil de segmentation de  $\mu$ CT d'Avizo 9.0 (FEI) : chaque contour de fil est délimité individuellement sur des coupes 2D de la  $\mu$ CT ; les contours sont ensuite interpolés pour former l'enveloppe du fil. Les modèles correspondant sont visibles sur la figure 4 en bas et sont comparés à celui visible sur la figure 4 en haut.

Cependant, une comparaison purement visuelle n'est pas suffisante pour évaluer quel modèle est le

	$E_g$	$E_d$	$E_i$
<b>Modèle géométrique elliptique</b>	86.72%	89.20%	5.13%
<b>Segmentation manuelle</b>	85.83%	82.38%	0.53%
<b>Notre méthode</b>	86.90%	90.20%	0.01%

Tab. 1. Scores énergétiques  $E_g$ ,  $E_d$  and  $E_i$  du modèle géométrique elliptique, de la segmentation manuelle et du modèle obtenu avec notre démarche.

plus ressemblant à la  $\mu$ CT. C'est pourquoi, la ressemblance  $E$  de chaque modèle a été calculée suivant la méthode décrite dans la partie 3. Les valeurs obtenues sont présentées dans le tableau 1.

Les trois modèles obtiennent des valeurs satisfaisantes de  $E_g$  et  $E_d$ , la principale différence réside dans le terme  $E_i$ . Plus précisément, le modèle géométrique elliptique et notre approche ont une ressemblance à la  $\mu$ CT  $E_g$  et  $E_d$  pratiquement équivalente, en revanche le taux d'interpénétration du modèle ellipse constante est 500 fois plus élevé que celui de notre approche. Cette limitation du modèle elliptique est inhérente au choix de représentation elliptique pour des fils aux formes plus complexes. C'est tout l'intérêt de notre approche, d'obtenir un modèle très ressemblant à la  $\mu$ CT, c. à. d. dont les dimensions caractéristiques sont de l'ordre des grandeurs mesurables en  $\mu$ CT, et dont les entités sont désinterpénétrés. Ce dernier critère est alors primordial pour de futures applications comme la génération de maillage élément fini à partir de l'image du modèle.

La segmentation manuelle peut être considérée comme la plus représentative de la  $\mu$ CT, même si elle dépend des choix de l'opérateur. Elle présente cependant les plus petites valeurs de  $E_d$  et  $E_g$ , cela peut provenir soit de la méthode d'interpolation qui est linéaire entre deux sections 2D segmentées consécutives, soit du nombre, bien que conséquent, insuffisant de sections segmentées le long d'un fil pour décrire précisément la courbure du fil. La valeur importante de  $E_i$  vient du fait que la segmentation a été réalisée fil par fil sur des vues en coupe 2D de la  $\mu$ CT : ce qui la rend plus sensible aux choix de l'opérateur.

## 5.2. Possibilités de notre approche

Pour un tissage plus complexe, illustré sur la figure 5, les autres méthodes de segmentations ne s'avèrent ni appropriées, ni applicables. À ce jour, même s'il est possible de créer un modèle approché de tissage complexe à partir des plans de tissage [6], les méthodes exclusivement géométriques ne permettent pas de capturer les non-idéalités textiles (déviations du chemin moyen, variation importante de compaction des fils dans leur longueur), qui sont exacerbés sur ce type de tissage. Cela requiert une intervention manuelle, et des corrections *ad hoc* pour modifier la forme des fils en fonction de leur position au sein de la jonction [11]. En outre, la taille conséquente de cette jonction ne rend sa segmentation complètement manuelle réalisable qu'au prix de plusieurs jours de traitements manuels.

## 6. Conclusion

Une méthode de segmentation variationnelle a été proposée pour répondre à la tâche ardue qu'est la génération réaliste de modèles de structures tissées à partir de leur  $\mu$ CT. Du fait qu'ils soient basés image, les modèles générés reproduisent fidèlement la géométrie et les variabilités des fils qui composent ce genre de structure. L'utilisation concourante d'un modèle géométrique initial assure de plus que le motif de tissage est respecté. Si la génération du modèle géométrique initial nécessite encore une étape manuelle, l'obtention du modèle optimisé est lui automatique et indépendant des choix de l'utilisateur. Notre approche est de plus utilisable sur des tissages complexes, permettant d'envisager la segmentation de pièces de structure en composite tissé. De plus, la mesure de ressemblance introduite ici, utilisée comme critère de convergence pour notre méthode, permet aussi d'évaluer la pertinence d'un modèle géométrique quelconque vis-à-vis d'une  $\mu$ CT.

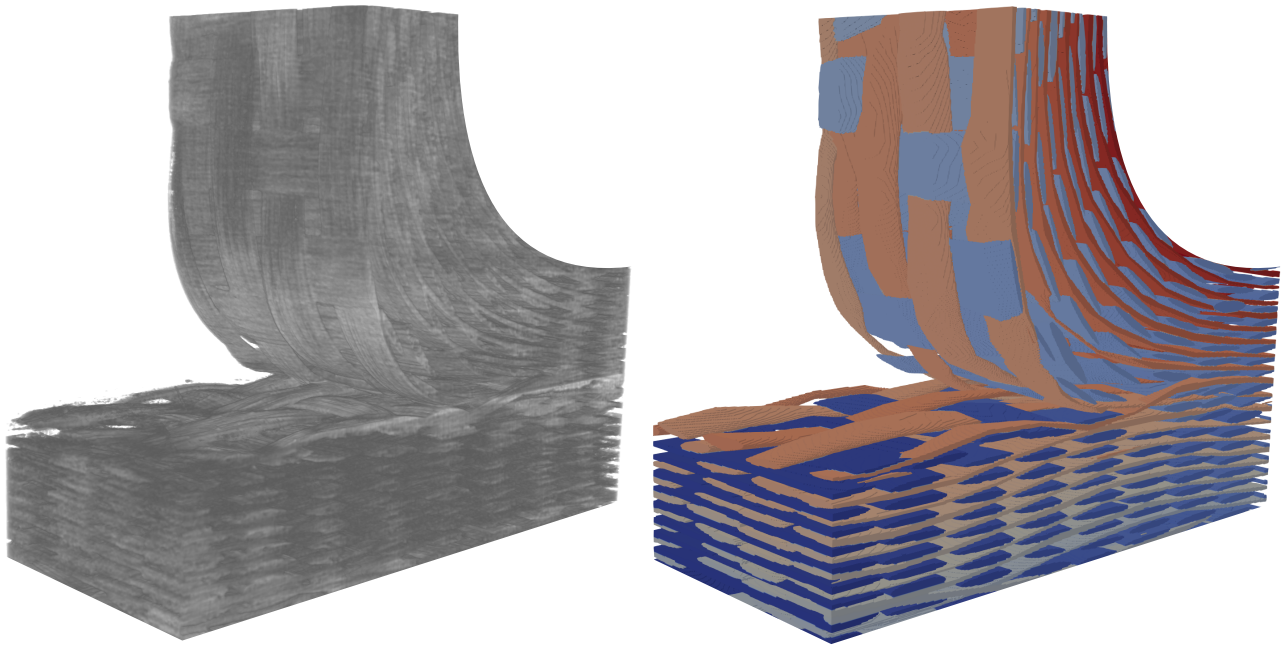


Fig. 5. . Illustration des performances de notre approche.  $\mu$ CT d'une jonction tissée (gauche) et le modèle optimisé correspondant (droite).

La capacité de générer des modèles géométriques de grande taille de matériaux composites tissés complexes ouvre des perspectives intéressantes pour construire des modèles éléments finis et ainsi simuler le comportement mécanique de ce genre de matériau à l'échelle mésoscopique.

## Remerciements

Ce travail s'inscrit dans le PRC MECACOMP, un projet de recherche français co-financé par la DGAC et le groupe SAFRAN, piloté par le groupe SAFRAN et impliquant le groupe SAFRAN, l'ONERA et le CNRS.

## Références

- [1] S. Lomov, G. Perie, D. Ivanov, I. Verpoest, D. Marsal « Modeling three-dimensional fabrics and three-dimensional reinforced composites : challenges and solutions », *Textile Research Journal* Vol. 81 n° 1, pp. 28–41, 2010, ISSN 1746-7748.
- [2] S. Lomov, A. Gusakov, G. Huysmans, A. Prodromou, I. Verpoest « Textile geometry preprocessor for meso-mechanical models of woven composites », *Composites Science and Technology* Vol. 60 n° 11, pp. 2083–2095, 2000, ISSN 0266-3538.
- [3] G. Hivet, P. Boisse « Consistent 3D geometrical model of fabric elementary cell. Application to a meshing preprocessor for 3D finite element analysis », *Finite Elements in Analysis and Design* Vol. 42 n° 1, pp. 25–49, 2005, ISSN 0168-874X.
- [4] C. Chapoullié, J.-P. Da Costa, M. Cataldi, G. L. Vignoles, C. Germain « Orientation-guided two-scale approach for the segmentation and quantitative description of woven bundles of fibers from three-dimensional tomographic images », *Journal of Electronic Imaging* Vol. 24 n° 6, pp. 061113, 2015, ISSN 1017-9909.
- [5] J. Bénézech, G. Couégnat « Variational segmentation of textile composite preform from X-ray computed tomography », *Soumis à Composite Structures* .
- [6] B. N. Cox, G. Nilakantan, O. Sudre, D. B. Marshall « Generating virtual specimens for complex non-periodic woven structures by converting machine instructions into topological ordering rules », *Composite Structures* Vol. 141, pp. 63–78, 2016, ISSN 0263-8223.
- [7] A. Mendoza, J. Schneider, E. Parra, E. Obert, S. Roux « Differentiating 3D textile composites : A novel field of application for Digital Volume Correlation », *Composite Structures* Vol. 208, pp. 735–743, 2019, ISSN 0263-8223.
- [8] J. Schindelin, I. Arganda-Carreras, E. Frise, V. Kaynig, M. Longair, T. Pietzsch, S. Preibisch, C. Rueden, S. Saalfeld, B. Schmid, et al. « Fiji : an open-source platform for biological-image analysis », *Nature Methods* Vol. 9 n° 7, pp. 676–682, 2012, ISSN 1548-7105.

- [9] C. Mulat, M. Donias, P. Baylou, G. Vignoles, C. Germain « Optimal orientation estimators for detection of cylindrical objects », *Signal, Image and Video Processing* Vol. 2 n° 1, pp. 51–58, 2007, ISSN 1863-1711.
- [10] A. A. Taha, A. Hanbury « Metrics for evaluating 3D medical image segmentation : analysis, selection, and tool », *BMC Medical Imaging* Vol. 15 n° 1, ISSN 1471-2342.
- [11] S. Yan, X. Zeng, L. Brown, A. Long « Geometric modeling of 3D woven preforms in composite T-joints », *Textile Research Journal* Vol. 88 n° 16, pp. 1862–1875, 2018.