

⑫ **BREVET D'INVENTION** **B1**

⑤④ Procédé de contrôle non-destructif de pièces en matériau composite.

②② Date de dépôt : 21.02.23.

③③ Priorité :

⑥③ Références à d'autres documents nationaux
apparentés :

○ Demande(s) d'extension :

⑦① Demandeur(s) : *SAFRAN Société anonyme* — FR.

④③ Date de mise à la disposition du public
de la demande : 23.08.24 Bulletin 24/34.

④⑤ Date de la mise à disposition du public du
brevet d'invention : 14.02.25 Bulletin 25/07.

⑤⑥ Liste des documents cités dans le rapport de
recherche :

Se reporter à la fin du présent fascicule

⑦② Inventeur(s) : BELKHIR Nacim et MENDOZA
QUISPE Arturo.

⑦③ Titulaire(s) : *SAFRAN Société anonyme*.

⑦④ Mandataire(s) : REGIMBEAU.



Description

Titre de l'invention : Procédé de contrôle non-destructif de pièces en matériau composite

Domaine technique

- [0001] La présente invention concerne le domaine du contrôle non destructif (CND) de pièces en matériau composite, notamment, dans le domaine de l'aéronautique, d'aubes en composite tissé. Plus particulièrement, elle concerne le contrôle de ce type de pièces à l'aide d'images tomographiques de celles-ci.

ETAT DE LA TECHNIQUE

- [0002] Les matériaux composites, sont communément utilisés du fait de leur résistance et de leur légèreté. Typiquement, un tel matériau composite comporte un renfort, par exemple en fibres de carbone, et une matrice de résine dans laquelle ledit renfort est noyé. Dans le domaine aéronautique notamment, où la sécurité et la fiabilité sont des préoccupations majeures, les pièces obtenues doivent faire l'objet de différents types d'analyses et de contrôles pour vérifier leur bonne réalisation et l'absence de défauts.
- [0003] En effet, selon la localisation des défauts dans le matériau, en effet, leur proximité ou leur nature (changement de taux volumique de fibre, modification du ratio chaînes/trames), la détection de la présence de défauts peut remettre en cause l'intégrité ou la fiabilité de la pièce.
- [0004] Une méthode de contrôle non destructif (CND) classiquement utilisée consiste à acquérir des images tomographiques des pièces à contrôler et à faire analyser ces images par des experts. Ceux-ci vont généralement inspecter une multitude de coupes dimensionnelles de la pièce, ces coupes étant choisies pour balayer la pièce selon ses trois dimensions.
- [0005] On comprend que ce type de contrôle « manuel » n'est pas satisfaisant. Il est fastidieux et peut prendre plusieurs heures du fait de la taille importante des pièces. En outre, il est fortement lié à l'expertise métier de l'opérateur : les variabilités pour un même-opérateur ou entre opérateurs peuvent porter préjudice à la qualité du contrôle.
- [0006] Il existe ainsi un besoin de fiabiliser la qualité du CND, en s'affranchissant au maximum de ces variabilités, pour améliorer la répétabilité, et en augmenter le rendement.
- [0007] Le document **FR 3 050 826 A1** propose la mise en œuvre d'une technique d'apprentissage semi-supervisée basée sur l'approche dite « Mean teacher » afin de décharger l'opérateur de cette étape de contrôle « manuel » des pièces en matériau composite. Cependant, la faible quantité de données annotées par des opérateurs qualifiés et le défaut de qualité des données disponibles, entre autres, ne permettent pas

une utilisation satisfaisante d'une telle technique d'apprentissage. De plus, la technique proposée dans ce document ne réalise qu'un classement selon un type binaire, attribuant soit une valeur « sans défaut » (« sain ») soit une valeur « défaut » (« anomalie »). Or un tel classement ne permet pas d'obtenir une détection fiable qui minimise les fausses alarmes (c'est-à-dire des zones saines détectées comme défectueuses). En effet, certaines zones présentant un défaut pourront être classées comme « sans défauts » ou bien de nombreuses zones « sans défauts » pourront être classées comme avec « défaut ». En outre, elle ne présente pas de résultats robustes vis-à-vis de la détection de défauts de tissage nouveaux ou bien jamais observés préalablement et/ou enregistrés.

- [0008] On connaît par ailleurs d'autres techniques d'apprentissage. En particulier, la méthode d'apprentissage non-supervisée permet de classer des données non étiquetées en identifiant des similarités. Cependant, la qualité des images disponibles ainsi que la grande similarité entre les propriétés des matériaux sains et ceux défectueux ne permettent pas de mise en œuvre satisfaisante de ces techniques en particulier dans le domaine de l'aéronautique, d'aubes en composite tissé.

EXPOSE GENERAL

- [0009] Un but général de l'invention est de proposer un procédé permettant de détecter, dans un tissage, et au moyen d'un nombre de données limitées, un ensemble de défauts ou d'éventuels défauts, de manière rapide et robuste.
- [0010] Il est à cet effet proposé, selon un aspect de la présente invention, un procédé de contrôle non destructif d'une pièce composite tissée dont un volume tomographique a été préalablement acquis et divisé en zones de visualisations, caractérisé en ce qu'il comprend les étapes suivantes de :
- [0011] - pré-traitement dudit volume tomographique, comprenant un découpage des zones de visualisations du volume tomographique en des sous-volumes tridimensionnels ;
- [0012] - traitement de chaque sous-volume, ledit traitement comprenant, pour chaque sous-volume, d'une part, une extraction d'un vecteur descripteur, ladite extraction mettant en œuvre une analyse d'image au moyen d'un modèle de représentation préalablement appris, ladite analyse d'image décomposant chaque sous-volume en une pondération appliquée à une pluralité de descripteurs dudit modèle de représentation, le vecteur descripteur étant composé des poids de cette décomposition, et d'autre part, une projection du vecteur descripteur extrait dans un modèle de réduction de dimension préalablement appris, de manière à condenser le vecteur descripteur en un vecteur descripteur réduit, de dimension plus faible ;
- [0013] - post-traitement des vecteurs descripteurs réduits, comprenant : d'une part une conversion, au moyen d'un modèle d'estimation de vraisemblance préalablement appris, du vecteur descripteur réduit de chaque sous-volume en une valeur scalaire,

ladite valeur scalaire représentant une vraisemblance d'appartenance du sous-volume à une classe saine, et d'autre part une agrégation par calcul de moyenne des valeurs scalaires dans chacune des zones de visualisation, le résultat de ce calcul étant une estimation de l'appartenance à la classe saine pour chaque zone de visualisation du volume tomographique ; et

- [0014] - contrôle d'une présence de défauts sur la pièce composite tissée, en fonction des estimations de l'appartenance à la classe saine des zones de visualisation du volume tomographique ainsi obtenues.
- [0015] Ce procédé combine, entre autres, la création d'un modèle de représentation et d'un modèle d'estimation de vraisemblance. Cette combinaison permet la détection et la localisation d'un ensemble d'anomalies, y compris celles qui n'ont jamais été observées, ou bien, qui sont indisponibles dans la base d'apprentissage.
- [0016] De plus, ce procédé propose des résultats de localisation plus robustes que l'art antérieur en réduisant le nombre de « faux positifs », autrement dit de zones faussement catégorisées comme saines.
- [0017] En outre, ce procédé améliore le contrôle en le simplifiant et le rendant plus rapide.
- [0018] Avantageusement, mais facultativement, le procédé exposé comprend l'une au moins des caractéristiques suivantes, prise seule ou dans une quelconque combinaison :
- [0019] - une étape de création du modèle de représentation, permet l'extraction de vecteurs descripteurs, et comprenant des étapes de : sélection de sous-volumes de référence, formant un volume tomographique de référence, annotés comme étant d'un type sain ou d'un type défectueux, diversification des sous-volumes de référence, ladite diversification mettant en œuvre une multiplication et une transformation géométrique d'un ou plusieurs sous-volumes de référence, et apprentissage d'un réseau de neurones au moyen des sous-volumes de référence diversifiés pour obtenir un modèle de représentation des sous-volumes de référence, l'apprentissage mettant en œuvre une fonction d'erreur et un algorithme d'optimisation. Ceci permet, entre autres, d'augmenter la représentation des sous-volumes comprenant un défaut et de réaliser le contrôle non destructif malgré le manque de sous-volumes annotés ;
- [0020] - une étape de création du modèle de réduction de dimension propre à permettre la projection de vecteurs descripteurs extraits, et comprenant la mise en œuvre : de l'extraction de vecteurs descripteurs de référence des sous-volumes de référence, au moyen du modèle de représentation, d'un calcul de construction d'un espace réduit, ledit calcul de construction mettant en œuvre une orthogonalisation d'une première matrice de covariance des vecteurs descripteurs de référence extraits. Ceci permet, entre autres, de condenser les vecteurs descripteurs et donc de minimiser l'effet dit de la malédiction de dimension » ;
- [0021] - une étape de création du modèle d'estimation de vraisemblance, propre à permettre

la conversion de vecteurs descripteurs réduits, ladite création mettant en œuvre : la projection, dans l'espace réduit, des vecteurs descripteurs de référence extraits annotés comme étant type sain, de manière à les condenser en des vecteurs descripteurs de référence réduits de type sain, et un calcul d'une seconde matrice de covariance des vecteurs descripteurs de référence réduits de type sain représentant un domaine de la classe saine. Ceci permet, entre autres, de mesurer correctement une distance entre la valeur scalaire et le domaine de la classe saine et donc la normalité ;

- [0022] - la projection du vecteur descripteur en un vecteur descripteur réduit met en œuvre une méthode d'analyse en composantes principales. Ceci permet, entre autres, de projeter chaque nouveau vecteur descripteur dans l'espace réduit directement et sans nécessiter d'étapes supplémentaires ;
- [0023] - la conversion du vecteur descripteur réduit de chaque sous-volume en valeur scalaire met en œuvre un calcul d'une distance de Mahalanobis. Ceci permet, entre autres, de minimiser l'influence des composantes les plus bruitées ;
- [0024] - l'apprentissage d'un réseau de neurones met en œuvre une approche semi-supervisée dite « Mean Teacher » utilisant deux réseaux de neurones dont le poids de l'un est défini comme une moyenne mobile exponentielle du poids de l'autre. Ceci permet, entre autres, d'obtenir un vecteur descripteur de dimension 2048 et non une réponse binaire ;
- [0025] - l'apprentissage du réseau de neurones met en œuvre la fonction d'erreur de type « Focal Loss » ou de type entropie croisée. Ceci permet, entre autres, de pénaliser de mauvaises prédictions et plus particulièrement pour des jeux de données mal équilibrés ;
- [0026] - la création du modèle de représentation comprend un regroupement des sous-volumes de référence obtenus par la diversification en des sous-ensembles comprenant chacun des sous-volumes de référence de types sain et défectueux. Ceci permet, entre autres, de faire en sorte que le réseau ne surapprenne pas sur des sous-volumes de types sains ;
- [0027] - la création du modèle de représentation comprend un échantillonnage aléatoire répartissant uniformément dans le volume tomographique les sous-volumes de référence sélectionnés et annotés de type sain. Ceci permet, entre autres, de rééquilibrer les sous-volumes sélectionnés selon leur type ;
- [0028] - le pré-traitement comprend une étape initiale de correction mettant en œuvre un réglage du format et du taux de compression du volume tomographique ;
- [0029] - le pré-traitement comprend une étape de mise à plat du volume tomographique de manière à réaliser le traitement sur un volume exempt d'une courbure indépendante d'une orientation locale du tissage ;
- [0030] - le pré-traitement comprend une étape de normalisation globale des niveaux de gris

- du volume tomographique adapté pour en améliorer le contraste ;
- [0031] - le découpage des zones de visualisations consiste en un pavage en sous-volumes de tailles $100 \times 100 \times D$ voxels, D étant une dimension de l'épaisseur du volume tomographique. Ceci permet, entre autres, d'améliorer le traitement statistique mis en œuvre par la suite ;
- [0032] - le découpage des zones de visualisations met en œuvre un recouvrement de 50% entre chaque paire de sous-volume adjacent, d'une même zone de visualisation uniquement, afin de minimiser le taux de fuite. Ceci permet, entre autres, d'éliminer les biais dans le cas où un défaut serait situé entre deux sous-volumes ;
- [0033] - le pré-traitement comprend une étape de correction locale du contraste mettant en œuvre une normalisation d'histogramme de chaque sous-volume découpé ;
- [0034] - l'étape de correction locale du contraste est mise en œuvre par un algorithme de type CLAHE (soit « contrast limited adaptive histogram equalization » selon la terminologie anglo-saxonne). Ceci permet, entre autres, d'améliorer le contraste local tout en limitant l'amplification du bruit ;
- [0035] - le contrôle d'une présence de défauts sur la pièce composite tissée met en œuvre une comparaison des estimations de l'appartenance à la classe saine à un seuil prédéfini.
- [0036] Selon un autre aspect, il est proposé un produit programme d'ordinateur, comprenant des instructions de code pour exécuter le procédé de contrôle non destructif lorsqu'il est exécuté sur des moyens de traitement d'une unité de calcul.

DESCRIPTION DES FIGURES

- [0037] D'autres caractéristiques, buts et avantages ressortiront de la description qui suit, qui est purement illustrative et non limitative, et qui doit être lue en regard des dessins annexés sur lesquels :
- [0038] [Fig.1a]
- [0039] [Fig.1b]
- [0040] [Fig.1c]
- [0041] les **figures 1a, 1b et 1c** illustrent des exemples de défauts de tissages ;
- [0042] la [Fig.2] illustre des étapes d'un procédé de contrôle non destructif d'une pièce composite tissée selon une mise en œuvre de la présente invention ;
- [0043] la [Fig.3] illustre un exemple d'une vue de pièce composite tissée sur laquelle sont reportées des zones de visualisation ;
- [0044] la [Fig.4] illustre un découpage d'une zone de visualisation volume tomographique en sous-volumes selon une mise en œuvre de la présente invention ;
- [0045] la [Fig.5] illustre des étapes d'un apprentissage d'un modèle de détection selon une mise en œuvre de la présente invention ;

[0046] la [Fig.6] illustre schématique des étapes d'un procédé d'analyse de la qualité de pièces.

[0047] Sur l'ensemble des figures, les éléments similaires portent des références identiques.

DESCRIPTION DETAILLEE

[0048] *Généralités*

[0049] Le procédé de contrôle non destructif (CND) mis en œuvre peut être appliqué à différentes étapes de fabrication de la pièce composite tissée **1** à contrôler, par exemple une aube de soufflante ou encore de turbine. Selon la pièce, le matériau composite peut être différent (résine à matrice de carbone, résine à matrice céramique, etc...).

[0050] Le contrôle non-destructif de la pièce **1** a pour finalité la détection de défauts de tissage ou d'injection **d** dans la pièce, typiquement :

[0051] - une boucle : un toron de carbone, de chaîne ou de trame, ne suit pas sa trajectoire théorique et forme une boucle à l'intérieur de la pièce ([Fig.1a]) ;

[0052] - un manque : un toron de carbone, de chaîne ou de trame, est absent ([Fig.1b]).

[0053] un flambage, avec ou sans accumulation de résine ([Fig.1c]).

[0054] *Procédé de contrôle non-destructif*

[0055] La [Fig.2] illustre des étapes du procédé de contrôle non destructif d'une pièce composite tissée **1**. Une image 3D de la pièce (volume tomographique) est préalablement acquise par reconstruction à partir d'une pluralité de coupes 2D de la pièce, obtenues par exemple par radiographie sous rayons X.

[0056] Comme illustré schématiquement, par exemple, sur la [Fig.3], ce volume tomographique **2** acquis de la pièce composite tissée **1** est préalablement divisé en une pluralité de zones de visualisation **3** (volumes) typiquement quelques dizaines de zones de visualisations **3**, par exemple 60 zones de visualisations **3**, présentant chacune une taille de 250x250XD voxels, avec D représentant l'épaisseur (en nombre de voxels) de la pièce représentée par le volume tomographique **2**.

[0057] Chaque zone de visualisation **3** de la pièce tissée est tout d'abord soumise à un pré-traitement **E1** permettant d'obtenir un découpage en sous-volumes **4** tridimensionnels.

[0058] Les sous-volumes **4** sont ensuite soumis à un traitement **E2** qui permet d'obtenir, pour chaque sous-volume **4**, un vecteur descripteur réduit **6**.

[0059] Les vecteurs descripteurs réduits **6** sont eux-mêmes soumis à un post-traitement **E3** pour obtenir une estimation de l'appartenance **8** à la classe saine pour chaque zone de visualisation **3** du volume tomographique **2**.

[0060] Enfin, le procédé comprend un contrôle **E4** prenant en compte l'estimation de l'appartenance **8** à la classe saine pour chaque zone de visualisation **3**.

[0061] Ces différentes étapes **E1** à **E4** sont détaillées ci-après

[0062] L'étape de pré-traitement **E1** comprend elle-même plusieurs sous-étapes. Tout

d'abord, le volume tomographique **2** est corrigé (étape **E10**) afin de permettre sa lecture. La correction **E10** comprend un réglage du format et du taux de compression du volume tomographique **2**. Cette étape peut être suivie d'une mise à plat **E11** du volume tomographique **2** tridimensionnel. La mise à plat met en œuvre la suppression des courbures du volume tomographique **2** qui ne sont pas liées au tissage en lui-même. Autrement dit, le volume tomographique **2** est projeté tridimensionnellement sur un plan afin d'en supprimer la courbure qui est indépendante des orientations locales du tissage, qui n'est donc pas considéré comme un défaut **d** de tissage mais comme une contrainte fixée et recherchée lors de la conception. Cette étape permet de ne conserver que les courbures liées aux orientations locales du tissages.

[0063] En outre, le pré-traitement **E1** comprend une normalisation globale des niveaux de gris **E12** du volume tomographique **2**. Cette normalisation **E12** met en œuvre une uniformisation pour atténuer des artéfacts d'acquisition, de sorte que le niveau de gris de chaque voxel du volume tomographique **2** soit proportionnel à la densité de matière de la pièce en ce point. La normalisation **E12** élimine les valeurs extrêmes de la distribution des niveaux de gris pour augmenter le contraste global du volume tomographique **2**. Les valeurs extrêmes sont par exemple définies par les 5% percentiles de chaque extrémité de la distribution, en d'autres termes les 5% des valeurs les plus élevées et les plus faibles. La normalisation **E12** permet ainsi de fiabiliser les étapes ultérieures.

[0064] Les zones de visualisation du volume tomographique **2** sont découpées (étape **E13**) au cours du pré-traitement **E1** comme cela est illustré par la [Fig.4]. Le découpage **E13** réalise un pavage de chaque zone de visualisation **3** du volume tomographique **2** en sous-volumes **4** élémentaires tridimensionnels. Les sous-volumes **4** présentent par exemple une taille de 100x100xD voxels, de manière à correspondre à une taille représentative d'un motif de tissage (l'unité élémentaire du tissage d'un point de vue matériau/mécanique). A cette fin, chaque sous-volume **4** doit vérifier deux conditions : d'une part être plus grand que la taille caractéristique des constituants (ici les torons, par exemple) afin que leur nombre soit suffisant pour permettre une représentation statistique correcte du volume étudié, et d'autre part, être plus petit que la taille caractéristique des zones de visualisation **3**, afin de pouvoir appliquer un traitement statistique dans chacune de ces zones de visualisation **3**. De plus, la détermination du sous-volume **4** dépend des motifs de tissages utilisés dans la pièce composite. Le sous-volume **4** est préférablement orienté selon les directions de la pièce **1**.

[0065] L'étape de découpage **E13** réalise un recouvrement entre chaque paire de sous-volume **4** adjacent, d'une même zone de visualisation **3** uniquement, afin de minimiser le taux de fuite. Le taux de recouvrement entre chaque paire adjacente de sous-volume **4** peut être de 20% à 80% et préférentiellement de 50%. Un tel recouvrement de 50%

permet de faire en sorte que chaque voxel du volume tomographique **2** soit compris dans deux sous-volumes **4**. Le recouvrement vise à éliminer des erreurs en cas de présence d'un défaut **d** entre deux sous-volumes **4**. De plus, ce découpage **E13** se restreint à un recouvrement des sous-volumes **4** « intra-zones de visualisation **3** ». Ainsi le découpage **E13** ne réalise pas de recouvrement des sous-volumes **4** de zones de visualisation **3** distinctes. Cela permet, dans la suite du procédé, que les vecteurs descripteurs réduits **6** de chaque sous-volume **4** portent sur une portion du volume tomographique **2** totalement comprise dans une seule zone de visualisation **3**. Ainsi les estimations de l'appartenance **8** à la classe saine pour chaque zone de visualisation **3** peuvent être agrégés par zone de visualisation **3**, par une simple opération statistique, sans nécessiter le développement d'un algorithme dédié à la répartition des estimations de l'appartenance **8**.

[0066] Le découpage est suivi d'une étape de correction locale **E14** du contraste de chaque sous-volume **4**. La correction locale **E14** met en œuvre un algorithme de normalisation d'histogramme de type CLAHE (« Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization » selon la terminologie anglo-saxonne). De plus, la correction locale **E14** met en œuvre une simple normalisation de « blanchissement » des sous-volumes **4** pour qu'ils aient une moyenne nulle et une variance unitaire. Cette correction locale **E14** est plus robuste qu'une correction globale et améliore ainsi la fiabilité du traitement ultérieur. De plus la méthode CLAHE permet de limiter l'amplification du bruit créé par la normalisation des histogrammes.

[0067] Suit l'étape de traitement **E2** qui est réalisée sur chacun des sous-volumes **4** prétraité et comprend plusieurs étapes successives. Tout d'abord, le traitement met en œuvre une extraction **E21** d'un vecteur, dit vecteur descripteur **5**, de chaque sous-volume **4**. L'extraction **E21** est une analyse d'image au moyen d'un modèle de représentation **9** préalablement appris. Le modèle de représentation **9** est obtenu par un apprentissage dont un mode de mise en œuvre est détaillé ci-après. L'analyse d'image décompose chaque sous-volume **4** en une pondération appliquée à une pluralité de descripteurs du modèle de représentation. Les poids de ces descripteurs composent ainsi le vecteur descripteur **5**.

[0068] Les vecteurs descripteurs **5** extraits de chaque sous-volume **4**, par l'extraction **E21**, sont ensuite soumis à une projection **E22**. Cette étape met en œuvre un modèle de réduction **10** préalablement appris qui permet de condenser chaque vecteur descripteur **5** extrait d'un sous-volume **4** en un vecteur descripteur réduit **6**. A cette fin, la projection **E22** met en œuvre une méthode paramétrique comme par exemple une analyse en composantes principales (ou « Principal Component Analysis », selon la terminologie anglo-saxonne). Cette analyse permet d'obtenir les dimensions principales de chaque vecteur descripteur **5** par une simple projection dans un espace

réduit obtenu grâce au modèle de réduction **10** sans nécessiter d'étapes supplémentaires. Les dimensions principales du vecteur descripteur **5** synthétisent les informations importantes et forment le vecteur descripteur réduit **6**. La dimension du vecteur descripteur réduit **6** est ainsi plus faible que la dimension du vecteur descripteur **5** extrait. La projection **E22** permet de minimiser l'augmentation importante du volume de données (effet dit de « la malédiction de la dimension » ou « curse of dimensionality » selon la terminologie anglo-saxonne) qui isole et éparpille les données ce qui rend le procédé inopérant.

- [0069] Le traitement **E2** est suivi d'une étape de post-traitement **E3** des vecteurs descripteurs réduits **6**. Le post-traitement **E3** comprend tout d'abord une conversion **E31** de chaque vecteur descripteur réduit **6** en une valeur scalaire **7**. La valeur scalaire **7** représente une vraisemblance d'appartenance du sous-volume **4**, duquel a été extrait le vecteur descripteur réduit **6**, à une classe saine. La conversion **E31** met en œuvre une matrice de covariance **12**, dite saine, obtenue au moyen d'un modèle d'estimation de vraisemblance **11** préalablement appris. La conversion **E31** est obtenue au moyen d'un calcul d'une distance de Mahalanobis prenant en compte la matrice de covariance saine **12**. La distance de Mahalanobis accorde un poids moins important aux composantes les plus dispersées, cela permet de minimiser l'influence des composantes les plus bruitées (celles ayant la plus grande variance). Optionnellement, la distance calculée est normalisée afin d'obtenir des distances comprises dans une plage fixe, par exemple, entre 0 et 1.
- [0070] Le post-traitement **E3** comprend ensuite une agrégation **E32** des valeurs scalaires **7** par zones de visualisation **3**. L'agrégation **E32** met en œuvre un calcul de moyenne des valeurs scalaires **7** dans chacune des zones de visualisation **3**. Le résultat de ce calcul donne une estimation de l'appartenance **8** à la classe saine pour chaque zone de visualisation **3** du volume tomographique **2**.
- [0071] Ce post-traitement **E3** permet un contrôle **E4** d'une présence éventuelle de défauts **d** sur la pièce composite tissée **1** dont le volume tomographique **2** a été analysé. Le contrôle **E4** prend en compte les estimations de l'appartenance **8** à la classe saine des zones de visualisation **3** du volume tomographique **2**, obtenues par le post-traitement **E3** afin de déterminer si une des zones de visualisation **3** présente un défaut **d**. Cette étape de contrôle **E4** peut être mise en œuvre de plusieurs manières, par exemples par un inspecteur qualifié. Au cours de cette étape l'inspecteur vérifiera les zones de visualisation **3** du volume tomographique **2** dont l'estimation de l'appartenance **8** à la classe saine est inférieure à un certain seuil fixé. Ce contrôle permet de vérifier la présence effective de défauts **d** dans ces zones de visualisation **3** et uniquement dans celles-ci, afin de gagner du temps.
- [0072] La mise en œuvre des étapes de ce procédé de contrôle non-destructif peut être au-

tomatisée grâce à l'apprentissage préalable du modèle de détection.

[0073] *Apprentissage du modèle de détection*

[0074] La [Fig.5] illustre des étapes d'une mise en œuvre possible de l'apprentissage du modèle de détection. Le modèle de détection utilise trois sous modèles : le modèle de représentation **9**, mis en œuvre au cours de l'extraction E21 précédemment décrite, le modèle de réduction de dimension **10**, mis en œuvre au cours de la projection E22 précédemment décrite, et un modèle d'estimation de vraisemblance **11**, mis en œuvre au cours de la conversion E31 précédemment décrite également.

[0075] Afin de mettre en œuvre cet apprentissage, un jeu de données, comprenant un ou plusieurs volumes tomographiques **2r**, dit de référence, sont fournis **A0** à l'unité de calcul. Les volumes tomographiques de référence **2r** sont prétraités (étape **E1**) pour donner des sous-volumes de référence **4r**, de la même manière que pour les volumes tomographiques **2** au cours de la mise en œuvre du procédé de contrôle non-destructif. Le jeu de données, autrement dit l'ensemble des sous-volumes tomographiques de référence **4r**, ainsi fourni (étape **A0**) et prétraité (étape **E1**) compose une base de données pour une création **A1** du modèle de représentation **9**.

[0076] La création **A1** du modèle de représentation **9** met en œuvre plusieurs étapes. Cette création **A1** est basée sur une technique d'apprentissage dit supervisé. Le modèle de représentation **9** permet l'extraction de vecteurs descripteurs de référence **5r** pour les sous-volumes de référence **4r**. La création **A1** met tout d'abord en œuvre une sélection **A10** des sous-volumes de référence **4r**. Les sous-volumes de référence **4r** sont annotés par des inspecteurs humains qualifiés qui indiquent les localisations de zones correspondant à des défauts **d**. L'inspecteur attribut à chaque sous-volume de référence **4r** soit une valeur « sans défaut » (« sain ») soit une valeur « défaut » (« anomalie »). La sélection **A10** est suivie d'un tri **A11** qui permet de conserver tous les sous-volumes de référence **4r** de types non-sains et d'échantillonner de manière aléatoire les sous-volumes de référence **4r** de types sains de telle sorte qu'ils soient uniformément répartis dans les zones de visualisations **3** des volumes tomographiques de références **2r**. Ce tri **A11** permet d'améliorer l'équilibre des classes dans la base de données. Selon un mode de mise en œuvre, le ratio entre les sous-volumes de référence **4r** de types sains et ceux de type non-sain dans la base de données est établi à trois pour un.

[0077] La création **A1** du modèle de représentation **9** comprend, en outre, une étape de diversification **A12** des sous-volume de référence **4r** sélectionnés de manière à augmenter la variété des sous-volumes de référence **4r** de types non-sains. La diversification **A12** met en œuvre une transformation géométrique de plusieurs sous-volumes de référence **4r** qui induit une multiplication de ces sous-volumes de références **4r**. Les transformations géométriques appliquées sont, par exemple, des effets miroirs, des rotations aléatoires, des déformations affines, ou des découpes aléatoires... Seuls les

effets miroirs sont appliqués à tous les sous-volumes de référence **4r** de types sains, tandis que toutes les transformations géométriques le sont aux sous-volumes de référence **4r** de types non-sains. Ces transformations permettent de créer artificiellement de la variété au sein des sous-volumes de référence **4r** et d'augmenter davantage la représentation et la variété des sous-volumes de référence **4r** de types non-sains. Cette étape permet, entre autres, de pallier à la faible quantité de sous-volumes de référence **4r** annotées.

[0078] La diversification **A12** précède une étape de regroupement **A13** des différents sous-volumes de référence **4r**, ainsi multipliés, en regroupant des sous-volumes de référence **4r** de types sains et de types non-sains dans des sous-ensembles (ou « batch » selon la terminologie anglo-saxonne). Les sous-volumes **4** de types sains sont donc nécessairement regroupés dans un sous-ensemble comprenant des sous-volumes de référence **4r** de types non-sains. Le ratio de sous-volumes de référence **4r** de types sains et de types non-sains dans les différents sous-ensembles est préférentiellement constant. Ainsi le modèle de représentation **9** ne sera pas faussé par une sur-représentation locale de sous-volumes **4** de types sains.

[0079] Ces étapes sont suivies d'un apprentissage **A14** d'un réseau de neurones. Le réseau de neurones reçoit en entrée les sous-volumes de référence **4r** regroupés en sous-ensembles et met en œuvre un apprentissage afin de fournir le modèle de représentation **9**. L'apprentissage **A14** mis en œuvre est préférentiellement un apprentissage profond. L'apprentissage **A14** met en œuvre une technique semi-supervisé avec une approche dite Mean Teacher (Tarvainen, 2017) (Wang, 2021). Une telle technique de garantir un apprentissage efficace malgré le manque de sous-volumes de référence **4r**. Cette démarche utilise deux réseaux nommés « Teacher » et « Student ». Ici, les poids du réseau Teacher sont définis comme une moyenne mobile exponentielle (EMA) des poids du réseau Student. C'est-à-dire qu'après chaque étape de « formation », les paramètres du réseau Teacher sont légèrement mis à jour à partir des paramètres du réseau Student. Ce réseau Student est optimisé selon la fonction d'erreur focale choisie et combiné à une fonction de perte de cohérence (ou « Consistency Loss » selon la terminologie anglo-saxonne) qui pénalise lorsque les réponses du réseau Student s'éloignent des réponses du réseau Teacher. L'approche Mean Teacher va particulièrement être efficace pour favoriser la conservation et la distillation de l'information dans l'ensemble du réseau. Une fois l'apprentissage terminé les poids du réseau Student sont fixés pour son utilisation en mode contrôle (ou inférence) dans le procédé de contrôle non destructif. L'apprentissage **A14** met en œuvre une fonction d'erreur focal et un algorithme d'optimisation afin d'en améliorer les performances.

[0080] Selon une mise en œuvre, le réseau de neurone comprend une architecture de type : ResNet**10** (He), ResNet**18** (He), ResNet**50**, DenseNet**121** ou ViT et préférentiellement

ResNet50.

- [0081] Selon une mise en œuvre alternative, l'apprentissage **A14** met en œuvre une technique supervisée.
- [0082] L'apprentissage **A14** est couplé à l'algorithme d'optimisation qui favorise une convergence lente afin de favoriser la distillation de l'information et la stabilisation des paramètres du réseau de neurones. Dans la démarche proposée ici, au lieu de garder tous les poids du réseau de neurones, la dernière couche de classification est éliminée, de sorte que la sortie du modèle corresponde à la sortie de la couche avant-dernière (ou « average pooling » selon la terminologie anglo-saxonne), qui fait office d'extracteur de descripteur.
- [0083] La fonction d'erreur focale mise en œuvre est préférentiellement une fonction de type « Focal Loss » (Lin., 2017) ou de type entropie croisée qui sont particulièrement adaptée lorsque le jeu de données est mal équilibré. Un exemple est illustré par les présentes équations :
- [0084]
$$focal\ loss(x, y) = -\alpha_c (1-p_c)^\gamma \log(p_c) \cdot 1\{y \neq \text{ignored label}\}, \text{ où}$$

$$p = \frac{\exp(x_y)}{\sum_{c=1}^C \exp(x_c)}$$
- [0085]
$$entropie\ croisée(x, y) = -w_y \log\left(\frac{\exp(x_y)}{\sum_{c=1}^C \exp(x_c)}\right) \cdot 1\{y \neq \text{ignored label}\}$$
- [0086] Avec, p correspondant à la sortie du réseau de neurone et α à un coefficient de pondération fixé à 0,25 et γ à facteur de pénalisation (ou modulation) fonction des difficultés de prédiction d'appartenance à un des types.
- [0087] L'algorithme d'optimisation, est par exemple l'algorithme Adam (Kingma, 2014) ou SGD ou RMSProp ...
- [0088] Ainsi, au lieu d'avoir un modèle qui fournit une réponse binaire pour chaque sous-volume de référence **4** donné, il fournit un vecteur descripteur **5**, par exemple de longueur 2048. L'apprentissage **A14** du réseau de neurone permet donc d'obtenir un modèle qui est le modèle de représentation **9** mis en œuvre dans le procédé de contrôle non-destructif.
- [0089] L'apprentissage du modèle de détection met ensuite en œuvre une création **A2** d'un modèle de réduction de dimension **10**. Cette création **A2** permet la projection **E22** des vecteurs descripteurs **5** de manière à réduire leur dimension et de ne conserver que les informations les plus pertinentes vis-à-vis de la détection de défauts **d**. La création **A2** du modèle de réduction de dimension **10** met tout d'abord en œuvre l'extraction **E21** de vecteurs descripteurs de référence **5r** des sous-volumes de référence **4r**, et ce indifféremment de leur annotation. La création **A2** comprend, en outre, la mise en œuvre d'un calcul de construction **A21** d'un espace réduit. Le calcul **A21** réalise

l'orthogonalisation d'une matrice de covariance des vecteurs descripteurs de référence **5r** extraits en utilisant la méthode d'analyse en composantes principales précédemment décrite. Ainsi seulement un certain nombre de vecteurs propres parmi leur totalité, issus de l'orthogonalisation, est sélectionné, afin de réduire la dimension de ces vecteurs descripteur de référence **5r** extraits. Par exemple, il est possible de conserver seulement les 50 premiers des 2048 vecteurs propres de chaque vecteur descripteur de référence **5r** extraits, qui permettent d'exprimer 99% de la variance totale. Le modèle de réduction de dimension **10** permet donc d'obtenir un espace réduit pour condenser les vecteurs descripteurs **5** extraits.

[0090] Enfin une création **A3** d'un modèle d'estimation de vraisemblance **11** est mise en œuvre. Elle est propre à permettre la conversion **E31** du vecteur descripteur réduit **6** de chaque sous-volume **4** en valeur scalaire **7**. Pour cela, la création **A3** met en œuvre la projection **E22**, décrite ci-dessus, des vecteurs descripteurs de référence **5r** extraits annotés de types sains, dans le modèle de réduction de dimensions **10** pour obtenir des vecteurs descripteurs de référence réduits **6r** de type sain. Ensuite, il réalise un calcul **A31** de la matrice de covariance saine **12** de ces vecteurs descripteurs de référence réduits **6r** de type sain. Cette matrice de covariance saine **12** étant le modèle d'estimation de vraisemblance **11** permettant la conversion **E31**. En d'autres termes, la matrice de covariance saine **12** représente un domaine des sous-volumes **4** de la classe saine.

[0091] *Evaluation du procédé*

[0092] Afin de pouvoir évaluer le comportement général de l'approche pour une pluralité de scénarios, la métrique de l'aire sous la courbe (ou « area under curve », soit AUC, selon la terminologie anglo-saxonne) d'une courbe caractéristique de fonctionnement du récepteur (ou « receiver operating characteristic », ou ROC, selon la terminologie anglo-saxonne) est utilisée. La courbe ROC est un outil souvent utilisé pour les cas de détection binaires et qui permet de caractériser l'évolution du taux de bonne détection en fonction du taux de fausses alarmes. Cette mesure permet de rendre compte du pouvoir prédictif du procédé, puisque cela met en évidence sa qualité à discriminer un échantillon anormal.

[0093] Dans le cas d'un estimateur parfait, l'AUC de la courbe ROC serait proche de l'unité, tandis que dans le cas d'un estimateur « aléatoire », elle serait de 0,5.

[0094] De plus, la courbe ROC et son AUC permettent de rendre compte directement de critères industriels comme celui de minimiser au mieux la quantité de fausses alarmes tout en maximisant la bonne localisation des indications. En d'autres termes, l'objectif est d'éviter de fournir aux inspecteurs des zones saines à examiner, le tout en lui fournissant l'ensemble complet des zones douteuses.

[0095] Ainsi, la démarche proposée a été mise en place à pour un ensemble de 31 aubes de

soufflante où 23 de ces pièces contenaient une anomalie de tissage, tel qu'annotées par un inspecteur qualifié avec le masque binaire associé. Ces dernières ont été utilisées pour évaluer les performances des modèles lors de l'apprentissage.

- [0096] Par la suite, une base de 28 pièces dont 16 avec anomalies, aussi annotées par des inspecteurs qualifiés a été constituée. Ces pièces ont été traitées par le procédé proposée en mode contrôle (ou « inférence ») et les résultats ont été utilisés pour construire des courbes ROC.
- [0097] Les résultats obtenus montrent un très bon comportement de la démarche proposée, laquelle est capable d'atteindre une AUC de 96.06% pour l'identification des défauts **d**. Ceci est atteint en respectant des contraintes industrielles de taux de bonne détection supérieur à 80% et taux de fausse alarme inférieur à 30% pour plusieurs points de fonctionnement de la méthode. De plus, la méthode est capable d'obtenir une AUC très élevée de 99.46% pour des types de défauts **d** qui n'étaient pas présent dans la base de données initialement fournie pour l'apprentissage (les 31 premières aubes). Ainsi, ces résultats démontrent aussi que la démarche proposée est capable de généraliser pour nouveaux types de défauts **d**.
- [0098] *Intégration dans un processus d'analyse de qualité*
- [0099] Le procédé **M4** de contrôle non destructif de pièce composite tissée **1** peut être mis en œuvre dans un processus d'analyse de qualité. Le processus d'analyse qualité comprend plusieurs étapes dont certaines sont schématisées par la [Fig.6]. Une étape préliminaire d'acquisition **M1** est mise en œuvre à l'aide d'un système d'imagerie, comme un tomographe. Cette étape permet d'obtenir une image tridimensionnelle de la pièce **1**, autrement dit un volume tomographique **2**. Ce volume tomographique **2** est transmis à un module mettant en œuvre le procédé de contrôle non destructif tel que précédemment décrit.
- [0100] Le processus d'analyse qualité peut, en outre comprendre une analyse de conformité **M2** du volume tomographique **2** à la forme et la dimension de la pièce fabriquée ainsi qu'une analyse de porosité **M3** et de présence de corps étrangers dans le volume de cette pièce. L'analyse **M3** peut par exemple être mise en œuvre au moyen d'une macro-programme afin de permettre de calculer automatiquement le taux de porosité de chacune des pièces, comme présenté par exemple dans le document FR 3 046 844 A1.
- [0101] Une unité de calcul est prévue pour effectuer des traitements informatiques. L'unité de calcul met en œuvre le processus d'analyse de qualité et plus particulièrement les étapes d'acquisition **M1**, d'analyse de conformité **M2**, d'analyse de porosité **M3** et de présence de corps étrangers ainsi que le procédé de contrôle **M4**. A cette fin l'unité de calcul comprend plusieurs modules. L'unité de calcul stocke le modèle de détection, précédemment décrit et mis en œuvre dans le procédé de contrôle **M4**. L'unité de

calcul comprend des moyens de traitement de données et une mémoire. En outre, une telle unité peut comprendre un module propre à exécuter une étape d'affichage **M5** des résultats des analyses et de contrôle.

Revendications

[Revendication 1]

Procédé de contrôle non destructif d'une pièce composite tissée (1), dans lequel un volume tomographique (2) préalablement acquis et re-construit est divisé en une pluralité de zones de visualisations (3), caractérisé en ce qu'il comprend les étapes suivantes de :

- pré-traitement (E1) dudit volume tomographique (2), comprenant un découpage (E13) des zones de visualisations (3) du volume tomographique (2) en des sous-volumes (4) tridimensionnels ;
- traitement (E2) de chaque sous-volume (4), ledit traitement comprenant, pour chaque sous-volume (4),

d'une part, une extraction (E21) d'un vecteur descripteur (5), ladite extraction mettant en œuvre une analyse d'image au moyen d'un modèle de représentation (9) préalablement appris, ladite analyse d'image décomposant chaque sous-volume (4) en une pondération appliquée à une pluralité de descripteurs dudit modèle de représentation (9), le vecteur descripteur (5) étant composé des poids de cette décomposition, et d'autre part, une projection (E22) du vecteur descripteur (5) extrait dans un modèle de réduction de dimension (10) préalablement appris, de manière à condenser le vecteur descripteur (5) en un vecteur descripteur réduit (6), de dimension plus faible ;

- post-traitement (E3) des vecteurs descripteurs réduits (6), comprenant :

d'une part une conversion (E31), au moyen d'un modèle d'estimation de vraisemblance (11) préalablement appris, du vecteur descripteur réduit (6) de chaque sous-volume (4) en une valeur scalaire (7), ladite valeur scalaire (7) représentant une vraisemblance d'appartenance du sous-volume à une classe saine, et

d'autre part une agrégation (E32) par calcul de moyenne des valeurs scalaires (7) dans chacune des zones de visualisation (3), le résultat de ce calcul étant une estimation de l'appartenance (8) à la classe saine pour chaque zone de visualisation (3) du volume tomographique (2) ; et

- contrôle (E4) d'une présence de défauts (d) sur la pièce composite tissée (1), en fonction des estimations de

l'appartenance (8) à la classe saine des zones de visualisation (3) du volume tomographique (2) ainsi obtenues.

[Revendication 2] Procédé selon la revendication 1, comprenant une étape de création (A1) du modèle de représentation (9), propre à permettre l'extraction (E21) de vecteurs descripteurs (5), et comprenant des étapes de :

- sélection (A10) de sous-volumes de référence (4r), formant un volume tomographique de référence (2r), annotés comme étant d'un type sain ou d'un type défectueux,
- diversification (A12) des sous-volumes de référence (4r), ladite diversification (A12) mettant en œuvre une multiplication et une transformation géométrique d'un ou plusieurs sous-volumes de référence (4r), et
- apprentissage (A14) d'un réseau de neurones au moyen des sous-volumes de référence (4r) diversifiés pour obtenir un modèle de représentation (9) des sous-volumes de référence (4r), l'apprentissage mettant en œuvre une fonction d'erreur et un algorithme d'optimisation.

[Revendication 3] Procédé selon la revendication 2, comprenant une étape de création (A2) du modèle de réduction de dimension (10) propre à permettre la projection (E22) de vecteurs descripteurs (5) extraits, et comprenant la mise en œuvre :

- de l'extraction (E21) de vecteurs descripteurs de référence (5r) des sous-volumes de référence (4r), au moyen du modèle de représentation (9),
- d'un calcul de construction (A21) d'un espace réduit, ledit calcul de construction (A21) mettant en œuvre une orthogonalisation d'une première matrice de covariance des vecteurs descripteurs de référence (5r) extraits.

[Revendication 4] Procédé selon la revendication 3, comprenant une étape de création (A3) du modèle d'estimation de vraisemblance (11), propre à permettre la conversion (E31) de vecteurs descripteurs réduits (6), ledit apprentissage mettant en œuvre :

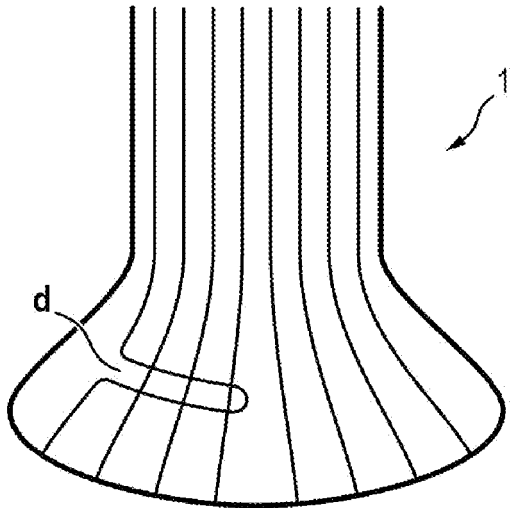
- la projection (E22), dans l'espace réduit, des vecteurs des-

cripteurs de référence (**5r**) extraits annotés comme étant type sain, de manière à les condenser en des vecteurs descripteurs de référence réduits (**6r**) de type sain, et

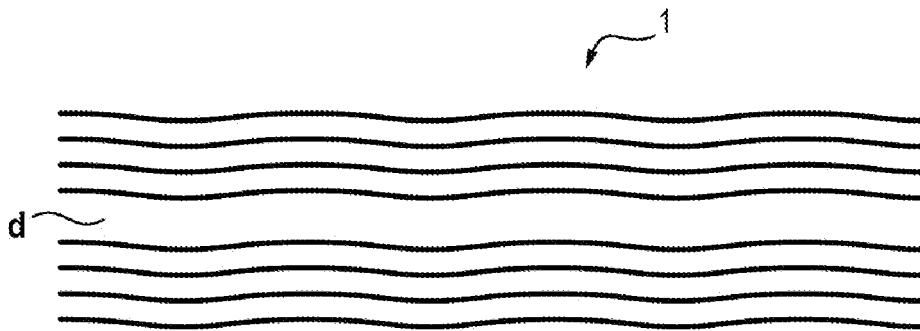
- un calcul (**A31**) d'une seconde matrice de covariance (**12**) des vecteurs descripteurs de référence réduits (**6r**) de type sain représentant un domaine de la classe saine.

- [Revendication 5] Procédé selon l'une quelconque des revendications 1 à 4, dans lequel la projection (**E22**) du vecteur descripteur (**5**) en un vecteur descripteur réduit (**6**) met en œuvre une méthode d'analyse en composantes principales (PCA).
- [Revendication 6] Procédé selon l'une quelconque des revendications 2 à 4, dans lequel la création (**A1**) du modèle de représentation (**9**) comprend un regroupement (**A13**) des sous-volumes de référence (**4r**) obtenus par la diversification (**A12**) en des sous-ensembles comprenant chacun des sous-volumes de référence (**4r**) de types sain et défectueux.
- [Revendication 7] Procédé selon l'une quelconque des revendications 1 à 6, dans lequel le pré-traitement (**E1**) comprend une étape de normalisation globale des niveaux de gris (**E12**) du volume tomographique (**3**) adapté pour en améliorer le contraste.
- [Revendication 8] Procédé selon l'une quelconque des revendications 1 à 7, dans lequel le découpage (**E13**) des zones de visualisations (**3**) met en œuvre un recouvrement entre chaque paire de sous-volume (**4**) adjacent, d'une même zone de visualisation (**3**) uniquement, afin de minimiser le taux de fuite.
- [Revendication 9] Procédé selon l'une quelconque des revendications 1 à 8, dans lequel le pré-traitement (**E1**) comprend une étape de correction locale (**E14**) du contraste mettant en œuvre une normalisation d'histogramme de chaque sous-volume (**4**) découpé.
- [Revendication 10] Procédé selon l'une quelconque des revendications 1 à 9, dans lequel le contrôle (**E4**) d'une présence de défauts (**d**) sur la pièce composite tissée (**1**) met en œuvre une comparaison des estimations de l'appartenance (**8**) à la classe saine à un seuil prédéfini.
- [Revendication 11] Produit programme d'ordinateur, comprenant des instructions de code pour exécuter le procédé de contrôle non destructif selon l'une quelconque des revendications 1 à 10, lorsqu'il est exécuté sur des moyens de traitement d'une unité de calcul.

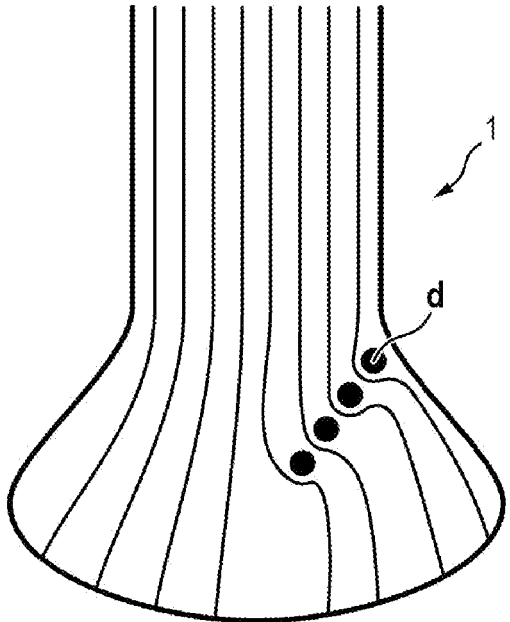
[Fig. 1a]



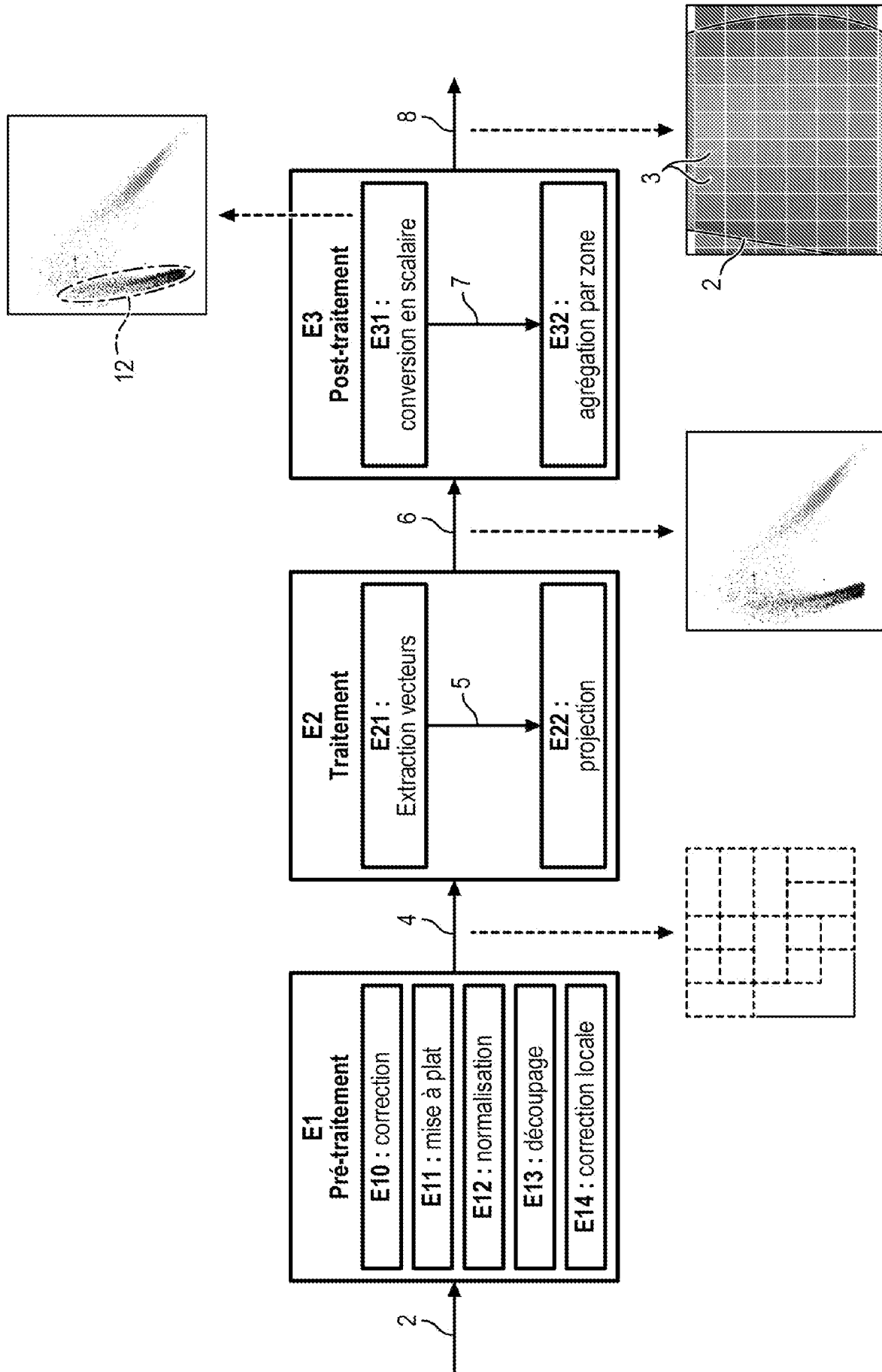
[Fig. 1b]



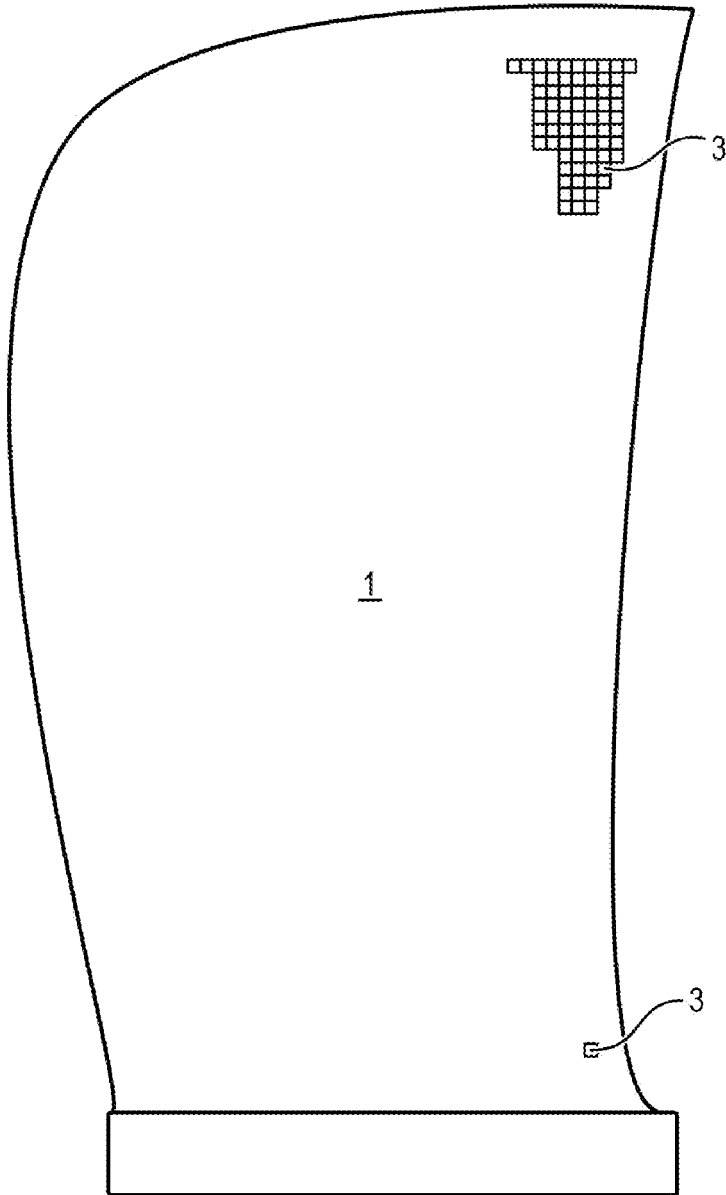
[Fig. 1c]



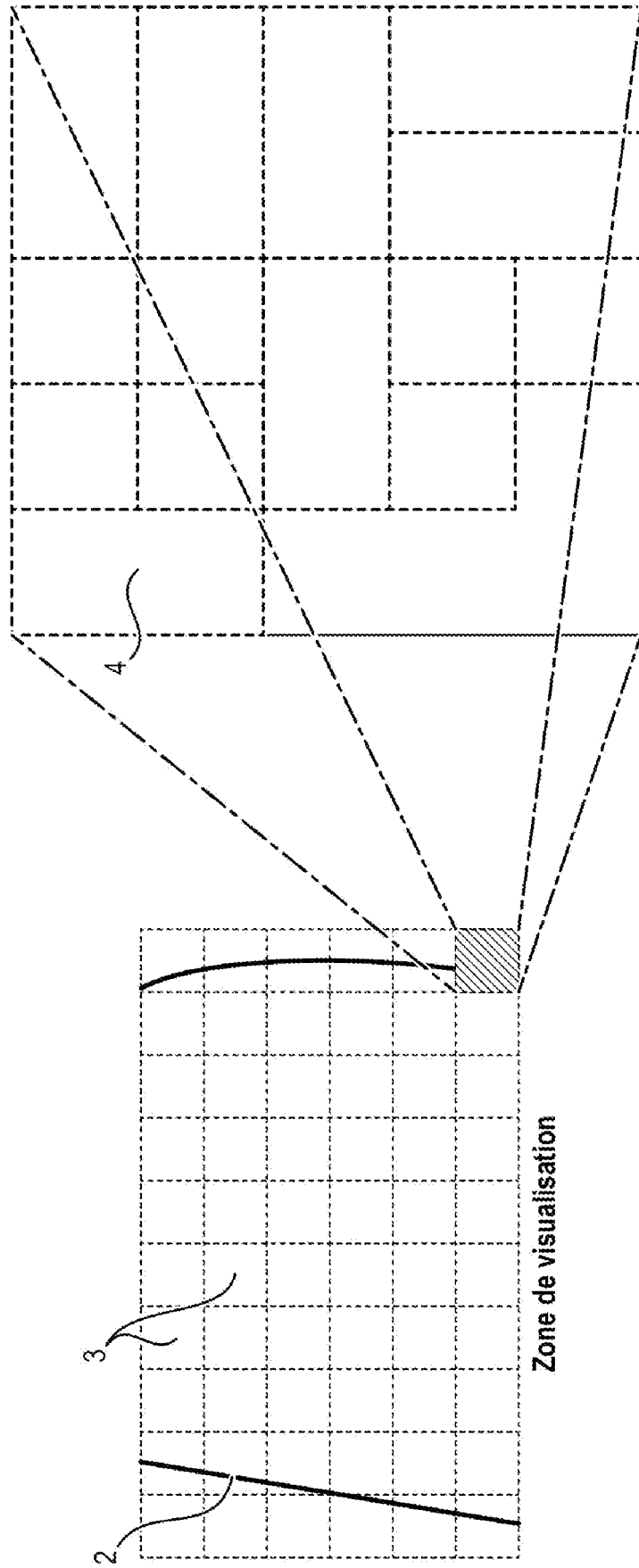
[Fig. 2]



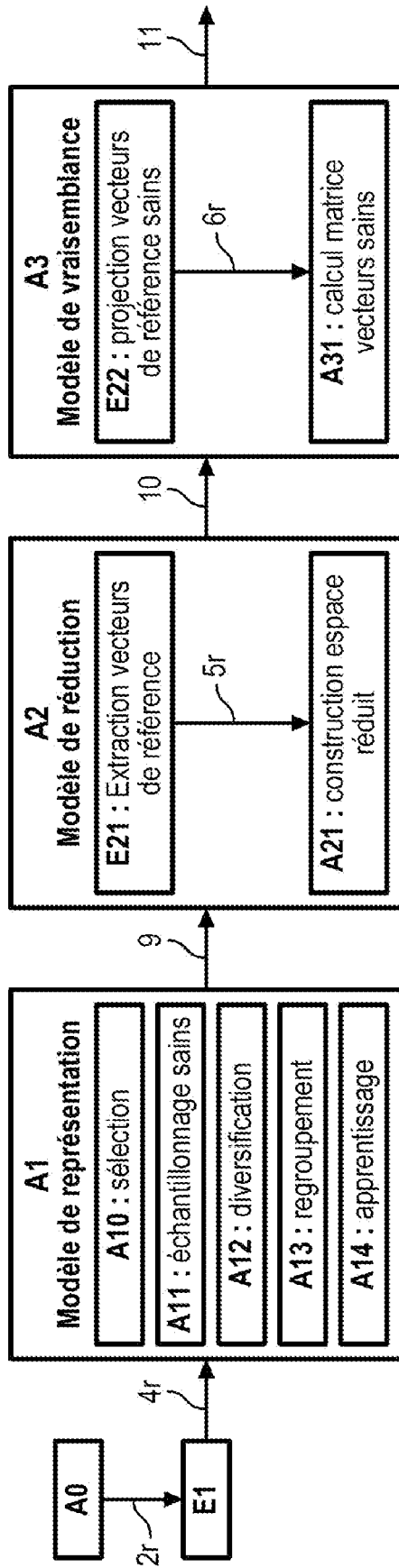
[Fig. 3]



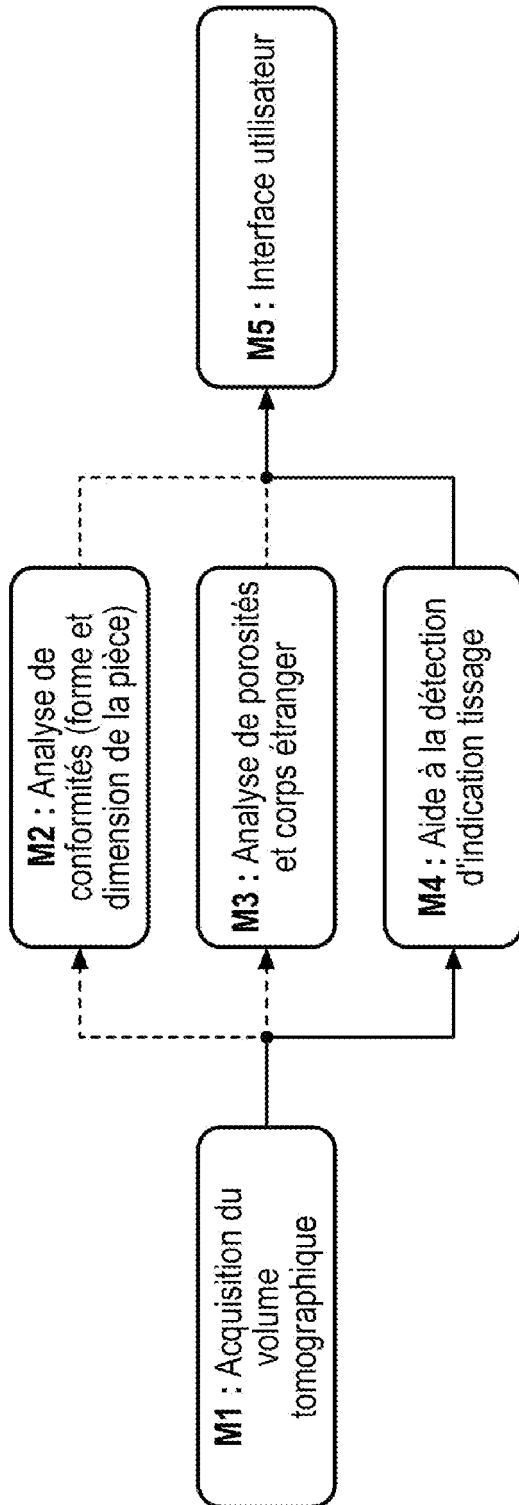
[Fig. 4]



[Fig. 5]



[Fig. 6]



RAPPORT DE RECHERCHE

articles L.612-14, L.612-53 à 69 du code de la propriété intellectuelle

OBJET DU RAPPORT DE RECHERCHE

L'I.N.P.I. annexe à chaque brevet un "RAPPORT DE RECHERCHE" citant les éléments de l'état de la technique qui peuvent être pris en considération pour apprécier la brevetabilité de l'invention, au sens des articles L. 611-11 (nouveau) et L. 611-14 (activité inventive) du code de la propriété intellectuelle. Ce rapport porte sur les revendications du brevet qui définissent l'objet de l'invention et délimitent l'étendue de la protection.

Après délivrance, l'I.N.P.I. peut, à la requête de toute personne intéressée, formuler un "AVIS DOCUMENTAIRE" sur la base des documents cités dans ce rapport de recherche et de tout autre document que le requérant souhaite voir prendre en considération.

CONDITIONS D'ETABLISSEMENT DU PRESENT RAPPORT DE RECHERCHE

☐ Le demandeur a présenté des observations en réponse au rapport de recherche préliminaire.

☒ Le demandeur a maintenu les revendications.

☐ Le demandeur a modifié les revendications.

☐ Le demandeur a modifié la description pour en éliminer les éléments qui n'étaient plus en concordance avec les nouvelles revendications.

☐ Les tiers ont présenté des observations après publication du rapport de recherche préliminaire.

☐ Un rapport de recherche préliminaire complémentaire a été établi.

DOCUMENTS CITES DANS LE PRESENT RAPPORT DE RECHERCHE

La répartition des documents entre les rubriques 1, 2 et 3 tient compte, le cas échéant, des revendications déposées en dernier lieu et/ou des observations présentées.

☐ Les documents énumérés à la rubrique 1 ci-après sont susceptibles d'être pris en considération pour apprécier la brevetabilité de l'invention.

☒ Les documents énumérés à la rubrique 2 ci-après illustrent l'arrière-plan technologique général.

☐ Les documents énumérés à la rubrique 3 ci-après ont été cités en cours de procédure, mais leur pertinence dépend de la validité des priorités revendiquées.

☐ Aucun document n'a été cité en cours de procédure.

1. ELEMENTS DE L'ETAT DE LA TECHNIQUE SUSCEPTIBLES D'ETRE PRIS EN CONSIDERATION POUR APPRECIER LA BREVETABILITE DE L'INVENTION

NEANT

2. ELEMENTS DE L'ETAT DE LA TECHNIQUE ILLUSTRANT L'ARRIERE-PLAN TECHNOLOGIQUE GENERAL

FR 3 050 826 A1 (SAFRAN [FR])
3 novembre 2017 (2017-11-03)

WO 2007/071788 A1 (SIGNOPTIC TECHNOLOGIES
[FR]; BOUTANT YANN [FR] ET AL.)
28 juin 2007 (2007-06-28)

EP 3 054 286 A1 (IHI CORP [JP]; UNIV TOKYO
[JP]) 10 août 2016 (2016-08-10)

HRISHIKESH BALE ET AL: "Characterizing
Three-Dimensional Textile Ceramic
Composites Using Synchrotron X-Ray
Micro-Computed-Tomography",
JOURNAL OF THE AMERICAN CERAMIC SOCIETY,
vol. 95, no. 1,
31 janvier 2012 (2012-01-31), pages
392-402, XP055331937,
US
ISSN: 0002-7820, DOI:
10.1111/j.1551-2916.2011.04802.x

FR 3 055 729 A1 (SAFRAN [FR])
9 mars 2018 (2018-03-09)

3. ELEMENTS DE L'ETAT DE LA TECHNIQUE DONT LA PERTINENCE DEPEND DE LA VALIDITE DES PRIORITES

NEANT