

(12) DEMANDE INTERNATIONALE PUBLIÉE EN VERTU DU TRAITÉ DE COOPÉRATION EN MATIÈRE DE BREVETS (PCT)

(19) Organisation Mondiale de la
Propriété Intellectuelle
Bureau international

(43) Date de la publication internationale
02 janvier 2020 (02.01.2020)



(10) Numéro de publication internationale
WO 2020/002810 A1

(51) Classification internationale des brevets :
G06T 7/00 (2017.01)

(21) Numéro de la demande internationale :
PCT/FR2019/051540

(22) Date de dépôt international :
24 juin 2019 (24.06.2019)

(25) Langue de dépôt : français

(26) Langue de publication : français

(30) Données relatives à la priorité :
1855623 25 juin 2018 (25.06.2018) FR

(71) Déposants : UNIVERSITE D'ORLEANS [FR/FR] ; Château de la Source Avenue du Parc Floral, BP6749, 45067 ORLEANS CEDEX 2 (FR). INSTITUT NATIONAL DES SCIENCES APPLIQUEES CENTRE VAL DE LOIRE [FR/FR] ; Technopole Lahitolle, 88 boulevard Lahitolle, CS60013, 18022 BOURGES CEDEX (FR).

(72) Inventeurs : HAFIANE, Adel ; 13 rue Paul-Henri Spaak, 18000 BOURGES (FR). PARIS, Arnaud ; 3 avenue Eugène Brisson, 18000 BOURGES (FR).

(74) Mandataire : NOVAGRAAF TECHNOLOGIES ; 2-6 Rue Sarah Bernhardt, CS90017, 92665 ASNIERES SUR SEINE (FR).

(81) États désignés (sauf indication contraire, pour tout titre de protection nationale disponible) : AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW.

(84) États désignés (sauf indication contraire, pour tout titre de protection régionale disponible) : ARIPO (BW, GH, GM,

(54) Title: DETECTING NERVES IN A SERIES OF ULTRASOUND IMAGES BY DETERMINING REGIONS OF INTEREST WHICH ARE DEFINED BY DETECTING ARTERIES

(54) Titre : DÉTECTION DE NERFS DANS UNE SÉRIE D'IMAGES ÉCHOGRAPHIQUES PAR LA DÉTERMINATION DE RÉGIONS D'INTÉRÊTS DÉFINIES PAR LA DÉTECTION D'ARTÈRES

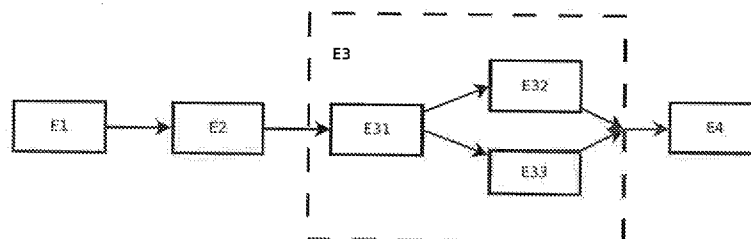


Fig. 2

(57) Abstract: The invention relates to a method for detecting a nerve in a series of ultrasound images, comprising, for each image of said series, - a step of determining (E1, E3) a group of regions of interest by detecting arteries, this detection consisting of applying an automatic classification to a sliding window on said image generating a set of candidate zones, then selecting (E32, E33) regions of interest among the candidate zones by searching for contours which are characteristic of an artery within them; - a step of determining (E4) the nerves depending on the relative arrangement in relation to the arteries detected depending on said regions of interest.

(57) Abrégé : L'invention concerne un procédé de détection d'un nerf dans une série d'images échographiques, comportant, pour chaque image de ladite série, - une étape de détermination (E1, E3) d'un ensemble de régions d'intérêts par la détection d'artères, cette détection consistant à appliquer une classification automatique sur une fenêtre glissante sur ladite image générant un ensemble de zones candidates, puis à sélectionner (E32, E33) des régions d'intérêts parmi les zones candidates en recherchant des contours caractéristiques d'une artère au sein de celles-ci; - une étape de détermination (E4) des nerfs en fonction de l'agencement relatif par rapport aux artères détectés en fonction desdites régions d'intérêts.

KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG,
ZM, ZW), eurasién (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM),
européen (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES,
FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK,
MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI
(BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML,
MR, NE, SN, TD, TG).

Publiée:

— avec rapport de recherche internationale (Art. 21(3))

DÉTECTION DE NERFS DANS UNE SÉRIE D'IMAGES
ÉCHOGRAPHIQUES PAR LA DÉTERMINATION DE RÉGIONS
D'INTÉRÊTS DÉFINIES PAR LA DÉTECTION D'ARTÈRES

5

DOMAINE DE L'INVENTION

L'invention est relative au domaine de l'analyse d'images numériques issues d'échographies. Elle concerne plus particulièrement la détection
10 automatique des nerfs dans une série d'images afin d'aider le travail d'un anesthésiste.

CONTEXTE DE L'INVENTION

15 Une anesthésie locorégionale nécessite d'injecter le produit anesthésiant à proximité d'un nerf du patient. Il est donc important pour l'anesthésiste de disposer d'outils facilitant son travail en lui permettant de localiser précisément les nerfs. Pour ce faire, il dispose d'appareillage lui permettant de visualiser en temps-réel une image échographique de la zone
20 étudiée de l'anatomie du patient. L'anesthésiste peut balayer la zone pour rechercher les nerfs et déterminer l'endroit approprié pour insérer le produit anesthésiant.

Toutefois, la détection des nerfs dans une image échographique est une tâche malaisée, même pour un anesthésiste expérimenté.

25 Il est donc intéressant de permettre à l'anesthésiste de disposer d'outils automatiques l'aidant dans sa tâche et d'ainsi minimiser la fatigue, les risques d'erreur et le temps nécessaire pour chaque acte de l'anesthésiste. L'invention propose un tel outil permettant de détecter les nerfs, automatiquement et en temps-réel, dans une série d'images provenant d'une
30 échographie.

Un tel outil doit faire face à la nature même des images échographiques qui comportent un bruit important et de nombreux artefacts liés à l'imagerie échographique. La variabilité des structures nerveuses rend en outre leurs apparences sur les images très variées et d'autant plus difficile
5 un processus de détection automatique.

De plus, du fait de la criticité du travail de l'anesthésiste, le procédé automatique doit être suffisamment robuste pour minimiser les erreurs malgré la mauvaise qualité des images échographiques, tant en sur-détection qu'en sous-détection.

10 L'invention a donc pour but de fournir un procédé de détection automatique présentant des performances améliorant substantiellement les techniques existante et facilitant grandement le travail de l'anesthésiste.

RÉSUMÉ DE L'INVENTION

15 Plus particulièrement, l'invention vise à fournir un procédé de détection d'un nerf dans une série d'images échographiques, comportant, pour chaque image de ladite série,

- 20 – une étape de détermination d'un ensemble de régions d'intérêts par la détection d'artères, ladite détection consistant à appliquer une classification automatique sur une fenêtre glissante sur ladite image générant un ensemble de zones candidates, puis à sélectionner des régions d'intérêts parmi lesdites zones candidates en recherchant des contours caractéristiques d'une artère au sein desdites zones
25 candidates;
- une étape de détermination des nerfs en fonction de l'agencement relatif par rapport aux artères détectés en fonction des dites régions d'intérêts.

30 Suivant des modes de réalisation préférés, l'invention comprend une ou plusieurs des caractéristiques suivantes qui peuvent être utilisées

séparément ou en combinaison partielle entre elles ou en combinaison totale entre elles :

- 5 – la classification automatique est mise en œuvre par un réseau de neurones préalablement entraîné appliquée à chaque zone définie par une position de ladite fenêtre glissante et permettant de déterminer la probabilité de ladite zone de correspondre à une artère ;
- 10 – préalablement à la sélection, l'étape de détermination comprend une sous-étape de prétraitement consistant à calculer une carte monogénique de ladite image ;
- la sélection de régions d'intérêt comprend un calcul de vraisemblance entre un contour d'artère extrait à partir de ladite image et une forme de référence ;
- 15 – la détermination dudit contour d'artère est effectuée par un contour actif ;
- la sélection de régions d'intérêt comprend une recherche de formes elliptiques au sein de ladite image ;
- la détermination des nerfs en fonction de l'agencement relatif par rapport aux artères détectés au sein desdites régions d'intérêts
- 20 comprend le calcul d'une carte de probabilités déterminant des probabilités de présence d'ensemble de types de nerfs au voisinage d'une artère ;
- les résultats obtenus sur une image de ladite série sont exploités pour examiner leur cohérence dans les images suivantes du flux ;

25

Un autre objet de l'invention concerne un dispositif de traitement de l'information disposant des moyens pour mettre en œuvre le procédé tel que précédemment présenté.

30 Un autre objet de l'invention concerne un programme d'ordinateur comportant du code informatique mettant en œuvre le procédé tel que

précédemment présenté, lorsqu'il est exécuté sur un dispositif de traitement de l'information.

5 D'autres caractéristiques et avantages de l'invention apparaîtront à la lecture de la description qui suit d'un mode de réalisation préféré de l'invention, donnée à titre d'exemple et en référence aux dessins annexés.

BREVE DESCRIPTION DES DESSINS

10 La figure 1 représente schématiquement un exemple d'utilisation pratique du procédé selon un mode de réalisation de l'invention.

La figure 2 représente schématiquement un exemple de chaîne de traitements selon un mode de réalisation de l'invention.

15 Les figures 3a et 3b représentent schématiquement des exemples de réseau de neurones pour l'implémentation d'un mode de réalisation de l'invention.

La figure 4 représente schématiquement un exemple d'application d'une analyse en composantes principales, ACP, selon un mode de réalisation de l'invention.

20 La figure 5 représente les positions anatomiques relatives les plus courantes entre les nerfs médian, ulnaire, radian et musculocutané par rapport à la position de l'artère, selon un mode de réalisation de l'invention.

DESCRIPTION DÉTAILLÉE DE L'INVENTION

25

En pratique, l'anesthésiste balaye une zone du corps du patient avec une sonde échographique afin de repérer les nerfs et déterminer la zone où procéder à l'injection du produit anesthésiant. L'appareillage échographique fonctionne de façon continue et génère un flux d'images (c'est-à-dire une
30 vidéo) qui sont affichées en temps-réel sur un moniteur à disposition de l'anesthésiste, ou d'un autre praticien (chirurgien, etc.). Ainsi, le balayage

exercé par l'anesthésiste peut se faire en fonction de ce qu'il visualise sur le moniteur.

Le procédé selon l'invention repose sur une chaîne de traitement numérique d'images prenant en entrée le flux d'images échographiques et
5 fournissant en sortie une détection de structures anatomiques telles que des nerfs, des artères, etc. sur ce flux.

La figure 1 schématise une situation d'utilisation pratique du procédé selon l'invention. Un anesthésiste 10 visualise un terminal 11 tout en manipulant une sonde 12. Les images échographiques issues de la sonde 12
10 sont transmises à une plateforme de traitement 13 (typiquement un ordinateur) qui met en œuvre des modules logiciels 14 implémentant le procédé selon l'invention. En sortie, un flux d'images enrichies, ainsi qu'éventuellement d'autres données, sont transmis au terminal 11. Ces images enrichies peuvent être similaires aux images issues de la sonde, mais
15 contenir des données engendrées par la détection des nerfs, des artères, etc.

Typiquement, cette détection peut entraîner la mise en exergue des nerfs, des artères ainsi que d'autres structures d'intérêt en surexposition sur le flux d'images échographiques affiché sur le moniteur. Par exemple, cette mise en exergue peut consister à entourer le nerf détecté, ou à en délimiter
20 précisément les contours, etc. Elle peut se faire en couleur afin de faciliter plus encore la tâche du praticien : par exemple, les nerfs en jaune, les artères en rouges, les veines en bleu, l'os en blanc,...

La détection doit donc se faire en temps-réel puisqu'elle doit être reflétée sur le moniteur pour guider en temps-réel l'action du praticien.

25

La détection directe des nerfs pouvant présenter un grand nombre de difficultés, il est proposé de se baser sur les repères anatomiques, notamment la distance et la position des nerfs par rapport à l'artère, afin de restreindre les zones possibles de l'image où peuvent se situer les nerfs.
30 Cela consiste à détecter dans un premier temps un élément anatomique plus facilement détectable et dont la position, par rapport aux nerfs, est connue.

Dans le cas du bloc axillaire, il s'agit de l'artère. Cette information est ensuite utilisée afin de définir les probabilités des positions des nerfs dans l'image. Il sera ensuite possible de les identifier.

- 5 La figure 2 illustre la chaîne de traitement selon un mode de réalisation de l'invention.

Détermination de régions d'intérêts par détection d'artères

- 10 Un premier ensemble d'étape consiste à déterminer des régions d'intérêts par la détection d'artères. Les nerfs seront ensuite recherchés en fonction de ces régions d'intérêts.

- 15 Pour ce faire, une première étape E1 consiste à appliquer une classification automatique par une fenêtre glissante sur une image issue du flux d'images échographiques, afin de générer un ensemble de zones candidates pouvant contenir l'artère principale.

- 20 Autrement dit, pour chaque image, on fait parcourir une fenêtre sur l'image, au sein de laquelle on applique une méthode de classification automatique afin de décider si la fenêtre contient ou non une artère.

- 25 Selon un mode de réalisation, la méthode de classification fournit un indice de confiance en la classification. Ainsi, à chaque position de la fenêtre lors de son parcours de l'image, on fournit à la fois une classe parmi au moins deux classes possibles : correspond ou ne correspond pas à une artère, ainsi qu'un indice de confiance en cette classification.

- 30 Les positions de la fenêtre qui maximisent l'indice de confiance en la classe « artère » constituent la sortie, ou résultat, de cette étape E1 et représentent donc des « zones candidates ».

Selon un mode de réalisation de l'invention, une approche de type « deep learning » peut être utilisée pour effectuer cette classification. Cette approche utilise une base d'apprentissage comprenant différentes situations réelles dans des images échographiques, afin de construire des modèles via un entraînement sur cette base.

Selon un mode de réalisation particulier, on utilise une fenêtre glissante de 140 par 140 pixels, en appliquant un pas de 6 pixels en hauteur et en largeur. Cependant, la taille de fenêtre et le pas dépendra de l'appareil échographique utilisé, de la résolution de l'image, de la profondeur des nerfs, de la taille de l'artère,...Chacune des zones définies par la fenêtre est évaluée en utilisant un réseau de type deep learning, préalablement entraîné. Celui-ci permet de calculer la probabilité de 4 classes (artère, veine, peau et autre). Les zones classifiées par le réseau de neurones comme étant l'artère, et dont les valeurs de la confiance de classification sont les plus importantes sont gardées pour les étapes suivantes.

La figure 3a représente une description générale d'un réseau de neurones selon un mode de réalisation de l'invention. Un tel réseau de neurones peut être constituée d'une couche d'entrée, « Input », 310, d'un premier élément 320, dit « Feature Map » pouvant être constitué de plusieurs couches de neurones, d'un second élément, « FC », 330, pouvant également être constitué de plusieurs couches de neurones, et d'une sortie, « Output », 340.

La figure 3b illustre un exemple particulier de réalisation d'un tel schéma de réseau de neurones convolutifs constitué de 6 couches internes 301, 302, 303, 304, 305, 306 et une couche d'entrée 300. Les trois premières couches internes consistent en des couches de convolution, dont une, 303, est normalisée. Ces couches sont suivies de 3 couches de neurones, 304, 305, 306, complètement connectés (FC pour « *Fully Connected* » sur la figure) Les chiffres indiqués sur la figure représentent un nombre de neurones pour la couche.

D'autres types de réseau de neurones pourront être employés dans ce cas. L'apprentissage et la détection peuvent se faire en utilisant la librairie « caffe », telle que décrite dans l'article « *Caffe: Convolutional architecture for fast feature embedding.* » de Jia, Y., Shelhamer, E., Donahue, J., Karayev, S., Long, J., Girshick, R., Guadarrama, S., et Darrell, T., 2014, arXiv : 1408.5093.

Une étape E2 de post-traitement peut être mise en œuvre afin de réduire le nombre de zones candidates. Notamment, les positions déterminées pour une même artère peuvent être très proches. Il est alors possible de rapprocher ces positions, afin de fusionner les zones candidates correspondantes en une seule zone de taille plus importante. Cela permet de réduire le nombre de zones à traiter par les étapes subséquentes de la chaîne de traitement.

De plus, au cours de cette mutualisation, nous pouvons considérer les probabilités combinées afin de favoriser les zones fortement renvoyées par le réseau de neurones.

Il est également important de prendre en considération l'information écho-doppler pour réduire les zones de recherches des artères. Les appareils échographiques actuels disposent de la fonctionnalité doppler, permettant de visualiser le flux sanguin par rapport à la sonde et l'inclure dans le flux d'images de sortie de l'échographe. Dans le cadre de cette application, il est tout à fait possible de récupérer les informations doppler pour localiser les régions susceptibles de contenir des artères, et par conséquent on peut réduire la zone de recherche de celles-ci. Ce qui permettra de réduire les faux positifs de détection d'artère.

Dans une étape E3 de validation, on cherche à sélectionner des régions d'intérêts parmi les zones candidates en recherchant des contours caractéristiques d'une artère au sein de ces zones candidates.

On considère, donc que les étapes antérieures E1, E2 sont paramétrées de façon à générer des sur-détections, donc à ne pas être trop sélectives mais à générer des zones candidates dès que l'indice de confiance est suffisamment élevé.

5 L'étape E3 vise alors à rejeter un certain nombre de zones candidates selon un critère morphologique consistant à constater que les artères apparaissent globalement rondes sur une image échographique.

En outre, il est également possible de distinguer les artères des veines car les artères ne se comprime que soumise à une forte pression de la sonde
10 échographique, contrairement aux veines qui peuvent s'aplatir sous des pressions plus faibles. Ainsi les veines peuvent apparaître, en fonction de la pression de la sonde, rondes, ovales ou complètement aplaties. Il est à noter, que l'écho-doppler permet de distinguer entre les artères et le veines car il est basé sur la direction du flux sanguin.

15 Plusieurs sous-étapes E32, E33 peuvent être mises en place, soit de façon indépendantes, soit en combinaison, selon différentes mises en œuvre de l'invention.

En outre, une sous-étape E31 de prétraitement peut être mise en œuvre afin d'optimiser le déploiement subséquent des sous-étapes E32, E33 de
20 recherche de contours des artères.

Différents prétraitement de l'image sont possibles afin de permettre une meilleure détection des contours des artères, par exemple en réduisant le bruit.

La réduction de bruit peut elle-même être mise en œuvre de
25 différentes façons, notamment en utilisant des filtres passe-bas ou sélectifs.

Afin de détecter les contours de l'artère, selon un mode de réalisation, on peut utiliser l'approche du signal monogénique, tel que décrit dans Michael Felsberg and Gerald Sommer, « *The monogenic signal* », 2001, IEEE Transactions on Signal Processing, (49), 12, 3136-3144. Ainsi que
30 décrit dans Hafiane, A., Vieyres, P. et Delbos, A., « *Phase-based Probabilistic active contour for nerve detection in ultrasound images for*

regional anesthesia », in Computers in Biology and Medicine, 52:88-95, 2014, une telle carte monogénique peut être utilisée pour identifier les contours dans une image.

La transformation en signal, ou carte, monogénique permet une
 5 représentation efficace des variations et d'ainsi identifier les contours de l'artère au sein de l'image bruitée. Pour une image f , la carte monogénique f_M est calculée en utilisant la transformation de Riesz définie par l'équation suivante :

$$10 \quad (h_1(\bar{x}), h_2(\bar{x})) = \left(-\frac{x}{2\pi|\bar{x}|^3}, -\frac{y}{2\pi|\bar{x}|^3} \right), \bar{x} = (x, y) \in \mathbb{R}^2$$

La carte monogénique est calculée par la combinaison de deux composantes : f et sa transformation de Riesz $f_M = (f, f^*h_1, f^*h_2)$

Il faut néanmoins pour cela définir les longueurs d'onde correctes du
 15 signal permettant de définir de manière optimale les contours de l'artère tout en réduisant les erreurs. Il a été choisi trois longueurs d'onde : 15.0, 21.0 et 23.0 testées expérimentalement et confirmant les valeurs de ces paramètres issus d'un travail précédent et publié dans Hafiane, A., Vieyre, P., Delbos, A., « *Phase-based probabilistic active contour for nerve detection in ultrasound images for regional anesthesia* » in Computers in Biology and
 20 Medicine, 52 :88-95 (2014).

Un autre prétraitement permettant de préciser la position de l'artère au sein des zones candidates issues de des étapes E1 et E2 peut consister à
 25 utiliser une méthode de calcul de composantes connectées sur la carte monogénique précédemment calculée, afin d'étiqueter les régions binaires spatialement séparées.

Pour ce faire, on applique dans un premier temps un seuil inverse sur
 30 la carte monogénique, ainsi qu'une binarisation de l'image dans les zones

candidates. Ceci permet d'obtenir les régions à l'intérieur des contours. L'étiquetage en composantes connexes permet de donner un numéro unique pour chaque région binaire.

5 On suppose que l'artère correspond à l'une des régions étiquetées les plus grandes en termes de nombre de pixels. Les régions sélectionnées permettent d'initialiser les procédures E32 et E33.

10 Les étapes E32 et E33 représentent les étapes de validation proprement dites, consistant à sélectionner des régions d'intérêts parmi les zones candidates en recherchant des contours caractéristiques d'une artère au sein de ces zones candidates fournies par les étapes E1, E2.

15 La première méthode E32 pour valider le résultat de la classification E1 consiste à vérifier la vraisemblance entre la forme de l'artère calculée dans une zone donnée et une forme de référence de l'artère.

Une première sous-étape consiste à extraire le contour de l'artère dans les zones candidates issues de l'étape de prétraitement E31 (ou éventuellement directement des étapes E1, E2 de détermination des régions d'intérêt).

20 A partir de la position initialisée précédemment, on peut calculer le contour de l'artère selon différents algorithmes, tels que par exemple ceux décrits dans Papari G., et Petkov, N. dans « *Edge and line oriented contour detection : State of the art* » in Image and Vision Computing, 29 (2-3) :79-103, 2011

25 Selon un mode de réalisation de l'invention, il est proposé d'utiliser la méthode des contours actifs, telle que par exemple décrite dans Kass, M., Witkin, A et Terzopoulos, D., « *Snakes : Active contour models* » in International Journal of Computer Vision, 1(4) :321-331, 1988.

30 Un contour peut être défini par un ensemble de points connectés ensemble. La méthode consiste à déplacer chacun des points dans son

voisinage afin de minimiser l'énergie du contour E_{snake} définie par la formule suivante :

$$E_{snake} = \sum_{i=1}^N \alpha_C E_{cont}(p_i) + \beta_C E_{curv}(p_i) + \gamma_C E_{img}(p_i)$$

dans laquelle

- 5 E_{cont} est l'énergie de continuité
 E_{curv} est l'énergie de courbure
 E_{img} est l'énergie de l'image
 α_C , β_C et γ_C sont des poids respectifs des énergies de
continuité, de courbure et de l'image.

- 10 N est le nombre de points du contour.

On applique ensuite un processus itératif pour faire converger le contour vers la région désirée en minimisant l'énergie.

- L'énergie étant définie par la somme pondérée des trois énergies, les poids doivent être définis. Selon un mode de réalisation de l'invention, les
15 poids ont été fixés à $\alpha_C=3$, $\beta_C=2.0$ et $\gamma_C=1.5$.

- De plus, afin de calculer l'énergie de l'image E_{img} différentes variantes existe en fonction des valeurs à partir desquelles l'énergie est calculée. Une première version consiste ainsi à utiliser directement les valeurs des pixels. Il est également possible de prétraiter l'image. Par exemple, utiliser le
20 gradient de la valeur des pixels. Il a été choisi de calculer l'énergie en utilisant le gradient de la carte monogénique, calculé comme décrit plus haut. Les points étant déplacés à chaque itération, le contour final dépend du contour initial. Ainsi, la méthode est initialisée en utilisant les composants connectés précédemment définis.

- 25

Ce contour déterminé sur l'image est ensuite comparé à une forme de référence calculée à partir d'une multitude de contours représentatifs d'une artère. Cette comparaison permettra de fournir une mesure de vraisemblance.

La forme de référence peut être calculée avec une méthode statistique à partir d'une base d'apprentissage contenant les différentes variations des contours des artères.

5 Les contours extraient de la base d'apprentissage peuvent être préalablement normalisés et alignés afin d'évacuer les problématiques d'échelles (zoom..) et d'orientations. Pour ce faire, les méthodes de « *Shape Context* » et d'ICP (*Iterative Closest Point*) peuvent être utilisées.

10 Les points sont ensuite associés et les composantes sont définies grâce à une analyse en composantes principales, ACP. Cela permet de définir un modèle statistique de la forme du nerf, ainsi que représenté sur la figure 4. Le choix de la forme initiale permettant d'aligner les points est un paramètre à prendre en compte afin d'améliorer les résultats. Une première approche naïve consiste à aligner sur le premier contour calculé. Une deuxième approche consiste à régulièrement calculer les formes statistiques au fur et à mesure de l'extraction des contours des vidéos, en alignant les contours
15 extraits ensuite sur ces formes.

Pour optimiser la forme statistique, une étape supplémentaire est de supprimer les formes extraites contenant des points aberrants. Cette étape
20 est ajoutée avant le calcul des formes statistique intermédiaires utilisées pour aligner les contours. Cette méthode permet de définir la forme de référence de l'artère par trois ensembles de valeurs : la moyenne $\bar{x}$ des valeurs des coordonnées x et y des différents points composant la forme, leurs vecteur propres P_s et leurs valeurs propres pondérées b_s , selon la
25 formule :

$$x = \bar{x} + P_s . b_s$$

Le modèle statistique défini peut ensuite être utilisé afin de calculer la vraisemblance entre une forme définie lors de la phase précédente et la forme statistique. Pour cela, le contour courant est, en premier lieu,
30 normalisé par rapport à la forme de référence. La vraisemblance est ensuite définie comme la distance statistique du contour. Pour cela, à chaque point

du contour est calculée sa vraisemblance par rapports au point le plus proche de la forme statistique, défini grâce à la normalisation.

Une fois que le contour est défini, une étape supplémentaire peut être utilisée pour renforcer l'identification de l'artère. Il s'agit de prendre en
5 compte le caractère hypoéchogène de l'artère. Cela signifie que la moyenne des valeurs des pixels à l'intérieur du contour de l'artère est relativement faible. Cette moyenne est utilisée avec la vraisemblance de la forme statistique pour la notation des différentes zones en vue de leur rejet.

10 La seconde méthode, ou sous-étape, E33 pour valider le résultat de la classification E1 consiste à trouver les formes elliptiques les plus conformes à la forme typique d'une artère, au sein des zones détectées. D'une façon générale, on peut modéliser les vaisseaux sanguins par une ellipse, y compris les artères. Celles-ci peuvent en outre être approximées à des ronds,
15 c'est-à-dire des ellipses dont les valeurs des axes majeur et mineur sont très proches. Cette sous-étape E33 vient ainsi renforcer la validation statistique effectuée en étape E32 par une autre méthodologie complémentaire. Il est également envisageable de ne déployer que cette unique méthode de validation par formes elliptiques ou bien de l'adjoindre avec d'autres
20 méthodes de validation.

Dans le cas où l'on se base sur les résultats de l'étape E32, on peut appliquer cette seconde méthode aux contours extraits.

Dans le calcul des formes elliptiques, on ne considère que les régions étiquetées par la méthode des composantes connectées lors de l'étape E31.
25 En effet, la méthode des composants connectés, décrite précédemment pour la sous-étape E31, permet de définir les coordonnées *a priori* de l'ellipse, et notamment de son centre *c*. Il est donc possible de réduire les centres testés aux pixels situés à proximité du centre des régions étiquetées. La recherche consiste ensuite à faire varier les valeurs des rayons *a* et *b*, afin de définir un
30 ensemble d'ellipses.

Plusieurs méthodes peuvent être utilisées pour détecter les ellipses. Par exemple, les ellipses peuvent être recherchées en utilisant la méthode décrite par : Guerrero et al. « *Real-time vessel segmentation and tracking for ultrasound imaging applications* » in IEEE Transactions on Medical Imaging 26(8), 1079-1090, 2007.

À chacune de ces ellipses correspond alors un score, défini par la formule suivante,

$$S(c, a, b) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} n_i \cdot G(p_i)$$

dans laquelle

n_i est la normale au point p_i , et

G est le gradient de la carte monogénique.

Ce score permet d'évaluer si l'ellipse correspond à la réalité d'une forme elliptique dans l'image. Afin d'améliorer les résultats, nous ne calculons pas les scores des ellipses à partir de l'image d'origine mais sur la carte monogénique calculée précédemment auquel est appliqué un filtre gaussien. Les gradients sont ensuite calculés sur le résultat de ce filtre, permettant de définir les scores des différentes ellipses. Les ellipses de chaque région étiquetée ayant les scores les plus élevés sont gardées.

20

Une seconde méthode est basée sur l'optimisation d'une fonction objectif $f(x, y, a, b)$ par descente de gradient, avec x, y les coordonnées du centre de l'ellipse. Cette fonction peut s'exprimer ainsi :

$$f(x, y, a, b) = w_1 \cdot S_1(x, y, a, b) + w_2 \cdot S_2(x, y, a, b) + w_3 \cdot S_3(a, b) + w_4 \cdot S_4(x, y, a, b)$$

Les paramètres w_1, w_2, w_3, w_4 représentent des poids pondérant les sous-fonctions S_1, S_2, S_3, S_4 respectivement.

Pour cela, on peut considérer un modèle d'ellipse non orientée et composée de N points p_i équitablement distribués et défini par la formule suivante :

30

$$p_i = c + \left[a.r.\cos\left(\frac{2\pi.i}{N_{\max}}\right), b.r.\sin\left(\frac{2\pi.i}{N_{\max}}\right) \right], 0 < i \leq N_{\max}$$

avec

c le centre de l'ellipse,

a le grand axe,

5 b le petit axe, et

r un facteur de taille

L'orientation de l'ellipse n'est pas prise en compte. Cette hypothèse est faible étant donné que l'artère a une forme globalement ronde.

La fonction objectif $f(x,y,a,b)$ est composée de différentes sous-fonctions S_1, S_2, S_3, S_4 .

La sous-fonction S_1 peut être basée sur Smistad et peut être définie par la formule suivante :

$$S_1 = \frac{1}{N_{\max}} \cdot \sum_{i=0}^{N_{\max}} n_i \cdot M(p_i)$$

avec n_i la normale au point p_i , et M la valeur de la dérivée de la carte monogénique au point p_i .

La sous-fonction S_2 se base sur l'hypothèse que les valeurs de pixels à l'intérieur de l'ellipse sont plus faibles et leurs moyennes plus proches qu'à l'extérieur de l'ellipse. Plus généralement, la sous-fonction S_2 représente une différence colorimétrique entre l'intérieur et l'extérieur de l'ellipse à détecter (dite ci-après « ellipse principale »).

Pour ce faire, on peut définir des ellipses spécifiques définies à partir de l'ellipse principale afin de mieux caractériser celle-ci.

La première ellipse spécifique supplémentaire est définie comme l'ellipse extérieure caractérisée par un rapport sur les rayons tel que $r=1.2$. Les paramètres x,y,a,b sont les mêmes que ceux de l'ellipse principale. Dans la suite, nous appelons $p_{\text{ext},i}$ les points de l'ellipse extérieure.

Un autre ensemble d'ellipses ajoutées sont les ellipses intérieures de l'ellipse principale. Pour cela, nous définissons :

$$L_{ab} = \max(\min(a,b), 3), \text{ et } N_i = \frac{L \cdot N_{\max}}{L_{ab}},$$

avec $0 < l < L_{ab}$.

Pour une ellipse principale donnée, nous définissons $L_{ab}-1$ ellipses intérieures. Les rapports aux rayons sont définis, pour chacune des ellipses intérieures, par $r=l/L_{ab}$. On définit $p_{l,i}$ le point i de l'ellipse l .

- 5 Ces ellipses permettent de définir la sous-fonction S_2 selon la formule suivante, avec $O(p)$ la valeur du pixel situé aux coordonnées p .

$$S_2(a, b) = \frac{(L_{ab} - 2) \sum_{n=0}^{N_{lmax}-1} \sqrt{\left(O(p_{ext,n}) - \frac{\sum_{n2=0}^{N_{lmax}-1} O(p_{lmax-1,n2})}{N_{l-1}} \right)^2 + 1}}{N_{lmax} \left(1 + \sum_{i=2}^{L_{lmax}-1} \frac{1}{N_i} \sum_{n=0}^{N_i} \sqrt{\left(O(p_{i,n}) - \frac{\sum_{n2=0}^{N_i-1} O(p_{i-1,n2})}{N_{i-1}} \right)^2 + 1} \right)}$$

- La sous-fonction S_3 permet de s'assurer que la taille des ellipses est
10 suffisamment grande. Pour cela, S_3 est définie selon la formule suivante :

$$S_3 = \ln(\min(a, b)^2)$$

- La sous-fonction S_4 est définie par la formule suivante avec v_c et v_h
les valeurs moyennes aux voisinages des pixels défini respectivement par $(x,$
15 $y+b)$ et $(x, y-b)$. le voisinage choisi dans le cadre de cette fonction sont le
pixel désigné ainsi que les 4 pixels immédiatement voisins selon les axes
horizontal et vertical. Cette sous-fonction permet de s'assurer que la
paramètre b corresponde bien à la taille de l'ellipse, et de prendre compte la
technologie des échographies qui fait que les bords en haut et en bas de
20 l'artère sont beaucoup plus marqués que sur les côtés. On peut ainsi par
exemple écrire :

$$S_4 = \frac{1}{(v_c + v_h)^2 + 1}$$

- Afin d'initialiser la méthode de la descente de gradient, les paramètres
 x et y sont des paramètres d'entrée de la méthode. La descente de gradient
25 étant très sensible aux minima locaux, l'ellipse renvoyée par la méthode
peut ne pas être correcte si le centre n'est pas suffisamment proche de la
réalité.

Ces deux méthodes permettent d'estimer les différentes zones potentielles issues de la phase de classification. Les zones renvoyées ne correspondant pas à l'artère peuvent ensuite être rejetées afin de valider la position de l'artère.

5

Les ellipses de chaque région étiquetée sont évaluées par rapport aux caractéristiques de l'artère. Le premier critère testé est la taille de l'ellipse, proportionnellement à la profondeur d'acquisition de l'image. Pour cela, les valeurs ont été définies à partir de la base d'apprentissage. Le second est de vérifier que l'ellipse tend vers une forme ronde, c'est à dire $\frac{a}{b} \approx 1$.

10

Ces étapes de validation E31, E32 permettent ainsi de rejeter des zones candidates issues de l'étape E1, et de n'en sélectionner qu'une partie, constituant les régions clés (artères,...) à partir desquelles les nerfs vont être recherchés.

15

Détermination des nerfs en fonction des artères précédemment détectées

20

Selon l'invention, cette étape E4 de détermination des nerfs au sein des régions d'intérêt précédemment déterminées se base sur l'agencement relatif des nerfs par rapport aux artères.

25

Le fait de commencer par détecter l'artère a deux avantages majeurs. Le premier est que celle-ci est plus facile à détecter que les nerfs du bloc axillaire. Le second est que la position relative des différents nerfs par rapport à l'artère suit, en grande partie, des topologies anatomiques bien définies.

30

Ainsi, la détection des nerfs est guidée par la délimitation d'une zone de recherche plus réduite puisque que cantonnée à un nombre restreint de régions d'intérêts, grâce aux positions relatives des nerfs par rapport aux artères. L'approche proposée gagne ainsi à la fois en qualité des résultats

mais aussi en performances de traitement, par la réduction du temps de calcul.

La figure 5 est inspirée de l'article de Christophe, J. L., Berthier, F., Boillot, A., Tatu, L., Viennet, A., Boichut, N., et Samain, E., « *Assessment of topographic brachial plexus nerves variations at the axilla using ultrasonography* » in British Journal of Anaesthesia, 103(4) :606–612, 2009. Elle présente les positions anatomiques relatives les plus courantes entre les nerfs médian 51, ulnaire 52, radian 53 et musculocutané 54 par rapport à l'axe de l'artère 50. A chacun des arrangements représentés, correspond une probabilité d'occurrence, respectivement 64.7%, 13%, 5.2%, 5.2%.

Ainsi, connaissant la position de l'artère, on peut cibler les recherches des nerfs dans les localisations à plus forte probabilité.

Plusieurs mises en œuvre sont possibles pour ce faire.

Il est ainsi possible d'utiliser une carte de probabilité statique, ou une carte de probabilité dynamique. Il pourrait être également possible de définir la probabilité des zones par un réseau de neurones.

Selon une première mise en œuvre, on calcule, dans la base d'apprentissage, la position relative des différents nerfs par rapport à l'artère. Celles-ci permettent de définir un certain nombre de variations des positions des nerfs par rapport à l'artère. Il est possible de définir, pour chaque nerf du bloc axillaire, $P(n_i|a)$, la probabilité de la position du nerf i connaissant la position de l'artère dans l'image, c'est à dire la probabilité de la position relative des nerfs par rapport à l'artère.

Les distributions de probabilités dépendent des positions des nerfs, qui peuvent être définies dans un système de coordonnées polaires avec le centre de l'artère comme point de référence, par deux variables : l'angle θ et la distance d .

Ainsi, la probabilité $P(n_i(x_i, y_i))$ que le nerf i soit à la position (x, y) dans l'image peut être défini par la formule

$$P(n_i(x_i, y_i)) = P(n_i(\theta, d) | a_{x_a, y_a}) P(a_{x_a, y_a})$$

avec

a_{x_a, y_a} l'artère à la position (x_a, y_a) dans l'image,

$x_i = x_a + d_i \cdot \cos(\theta_i)$, et,

5 $y_i = y_a + d_i \cdot \sin(\theta_i)$,

Pour simplifier le modèle, on peut supposer que

$$P(n_i(\theta_i, d_i) | a_{x_a, y_a}) = P(\theta_i | a_{x_a, y_a}) P(d_i | a_{x_a, y_a}),$$

c'est-à-dire que $P(\theta_i | a_{x_a, y_a})$ et $P(d_i | a_{x_a, y_a})$ sont statiquement indépendants.

10 Une seconde hypothèse est que ces distributions de probabilité sont, chacune, modélisées par une fonction Gaussienne.

Ces hypothèses permettent de modéliser une variation anatomique des positions des nerfs du bloc axillaire par rapport à l'artère par un ensemble de 8 distributions Gaussiennes, 2 pour chaque nerf. L'étape d'apprentissage
15 consiste à calculer les paramètres des distributions Gaussiennes en utilisant les positions relatives des nerfs dans la base de données d'apprentissage. Ces paramètres sont calculés grâce à la maximisation de la probabilité des positions calculées dans la base de données. À partir de ces Gaussiennes et de la position de l'artère, il est possible de calculer la probabilité de la
20 présence de chacun des nerfs dans une zone donnée. Les paramètres des gaussiennes peuvent être améliorés par une augmentation du nombre d'exemples.

Ainsi, la formule précédente qui fournit la probabilité que le nerf i soit à la position (x_i, y_i) peut être modifiées pour prendre en compte les
25 variations anatomiques en définissant S topologies :

$$P(n_i(x_i, y_i)) = P(a_{x_a, y_a}) \cdot \sum_{s=0}^S w_s \cdot P(n_{i,s}(\theta_i, d_i) | a_{x_a, y_a})$$

$$\text{avec } \sum_{s=0}^S w_s = 1$$

Une étape de validation peut être appliquée sur les zones de nerfs probables générées préalablement. Cette étape consiste à appliquer sur l'image un second réseau de neurones permettant de détecter les nerfs. De plus, il n'est pas nécessaire de tester toute l'image. La carte des positions probables permet en effet d'exclure l'ensemble des zones de l'image où les probabilités de présence des nerfs sont trop faibles. Cela peut permettre de réduire considérablement le nombre de zones à tester. Cette étape permettra de localiser les nerfs d'une manière plus précise que la carte de probabilité.

10 Selon un deuxième mode de réalisation, une évolution possible peut consister à construire une carte de probabilité dynamique.

Cette évolution va consister à intégrer les ensembles des gaussiennes au sein d'un modèle permettant de calculer les cartes de probabilités en intégrant la dimension temporelle des images au sein de la vidéo. Compte tenu de cette définition, le choix a été fait d'utiliser une variante du Modèle de Markov caché ou « *Hidden Markov Model* » (HMM) permettant de gérer les différentes positions relatives, le Mélange de gaussienne-HMM ou « *Mixture of Gaussian-HMM* » (MoG-HMM). Ce modèle est défini par le tuple (π, A, B) . Le paramètre π définit les probabilités de l'état initial du modèle. Ces probabilités correspondent, dans notre cas, à la probabilité de la topologie initiale au début du traitement du flux d'images. Compte tenu des différentes topologies (dispositions spatiales artère-nerfs) possibles, ce paramètre pourra correspondre aux probabilités d'occurrence des différentes topologies.

25 La matrice de transition A , définit la probabilité de passage d'un état à un autre, c'est à dire l'ensemble des fonctions de probabilité a_{nm} tel que a_{ij} est la probabilité de la transition de l'état s_i à l'état s_j . Dans notre cas, elle permet de modéliser l'évolution des positions relatives au cours d'images successives, par exemple, la réduction de la distance entre le nerf musculocutané et le nerf médian quand la sonde monte, ou, à l'inverse, l'augmentation de la distance.

Le troisième paramètre définissant les MoG-HMM est l'ensemble des probabilités d'observation B. Dans le cas des HMM, il s'agit d'une matrice définissant la probabilité qu'un état émette une observation, c'est à dire l'ensemble de fonctions $b_n(k)$ tel que $b_i(k)$ est la probabilité que l'état s_i provoque l'observation k. Les MoG-HMM remplacent ces probabilités par des ensembles de gaussiennes. Pour cela, les probabilités d'observations B sont redéfinies avec

$$b_i(O) = \sum_{m=1}^M c_{im} G[O, \mu_{im}, U_{im}]$$

10 avec

O un vecteur d'observation à un instant donné,
 c_{im} le coefficient de mélange de l'état i,
 G une fonction gaussienne, avec un vecteur de moyenne μ et une matrice de covariance U.

15

La modélisation des probabilités de position des nerfs décrite pour la mise en œuvre selon une carte de probabilité statique correspond ici aux probabilités d'émission des MoG-HMM, en d'autres termes les probabilités d'un arrangement spatiale des nerfs autour de l'artère.

20

Si les probabilités d'émissions permettent de modéliser les positions des nerfs, les propriétés des modèles de Markov permettent notamment de prendre en compte l'évolution des variations des positions.. Le modèle peut être appris en utilisant l'algorithme de Baum-Welch. Cet algorithme permet de définir le modèle $\lambda = (\pi, A, B)$ permettant de représenter au mieux le système ayant généré la séquence d'observations O, c'est à dire trouver λ tel que la probabilité $P(O|\lambda)$ soit maximale. Dans notre cas, les observations sont les ensembles de positions relatives des nerfs par rapport à l'artère.

25

L'algorithme est une méthode itérative permettant de résoudre localement $\operatorname{argmax}_{\lambda} P(O|\lambda)$. Afin d'éviter des maxima locaux, l'algorithme est itéré plusieurs fois, en utilisant plusieurs modèles initiaux aléatoires.

5 En outre, les réseaux de neurones et le MoG-HMM peuvent être hybridés afin d'améliorer la détection. Les résultats du réseau de neurones permettent de définir, *a posteriori*, les probabilités de s_t en fonction de O_t . Ces résultats permettant ainsi de définir de manière plus spécifique les probabilités de s_{t+1} . La carte de probabilité peut ainsi être plus spécifique,
10 permettant de réduire la taille des zones où les probabilités de présence du nerf sont non-nulles. Cette réduction permet également de réduire le nombre de zones à tester avec les réseaux de neurones.

15 Utilisation de la cohérence temporelle

La méthode définie précédemment permet de détecter l'artère, et ainsi les positions relatives des nerfs dans une image donnée, issue d'une vidéo (ou flux d'images). Afin d'augmenter l'efficacité de la méthode, il est
20 possible d'utiliser les résultats issus des images précédentes du flux d'images, afin de tester notamment si les résultats sont cohérents.

Dans la seconde mise en œuvre, l'utilisation des méthodes de Markov permet une première forme de cohérence temporelle, mais d'autres possibilités existent.

25 Par exemple, il est possible de prendre en compte l'évolution des zones détectées au cours de différentes images successives du flux, afin d'améliorer les résultats, notamment en prenant en compte l'aspect dynamique des structures anatomiques

Pour cela, différents critères peuvent être pris en compte, comme les
30 probabilités déterminées lors des images précédentes, les positions

calculées, la consistance des structures anatomiques, ou la cohérence des configurations spatiales.

5 Un second avantage est d'accélérer le temps de calcul. Pour cela, les résultats des phases précédentes sont utilisés afin d'améliorer les différentes phases. Il est ainsi possible de rejeter directement les zones dont les probabilités sont trop faibles dans les images précédentes. Un autre exemple, est d'utiliser les contours calculés lors de l'image précédente afin d'accélérer le calcul du contour pour l'image courante.

10

Bien entendu, la présente invention n'est pas limitée aux exemples et au mode de réalisation décrits et représentés, mais elle est susceptible de nombreuses variantes accessibles à l'homme de l'art.

REVENDICATIONS

1. Procédé de détection d'un nerf dans une série d'images échographiques,
5 comportant, pour chaque image de ladite série,
 - une étape de détermination (E1, E3) d'un ensemble de régions d'intérêts par la détection d'artères, ladite détection consistant à appliquer une classification automatique sur une fenêtre glissante sur ladite image générant un ensemble de zones candidates, puis à
10 sélectionner (E32, E33) des régions d'intérêts parmi lesdites zones candidates en recherchant des contours caractéristiques d'une artère au sein desdites zones candidates;
 - une étape de détermination (E4) des nerfs en fonction de l'agencement relatif par rapport aux artères détectés en fonction
15 desdites régions d'intérêts.
2. Procédé selon la revendication précédente, dans lequel ladite classification automatique est mise en œuvre par un réseau de neurones préalablement entraîné appliquée à chaque zone définie par une position
20 de ladite fenêtre glissante et permettant de déterminer la probabilité de ladite zone de correspondre à une artère.
3. Procédé selon l'une des revendications 1 ou 2, dans lequel, préalablement à la sélection, ladite étape de détermination (E3)
25 comprend une sous-étape de prétraitement (E31) consistant à calculer une carte monogénique de ladite image.
4. Procédé selon l'une des revendications précédentes, dans lequel la sélection de régions d'intérêt comprend un calcul de vraisemblance
30 (E32) entre un contour d'artère extrait à partir de ladite image et une forme de référence.

5. Procédé selon la revendication précédente, dans lequel la détermination dudit contour d'artère est effectuée par un contour actif.
- 5 6. Procédé selon l'une des revendications précédentes, dans lequel la sélection de régions d'intérêt comprend une recherche (E33) de formes elliptiques au sein de ladite image.
- 10 7. Procédé selon la revendication précédente, dans lequel la recherche de formes elliptiques consiste à effectuer une descente de gradient pour optimiser une fonction objectif.
- 15 8. Procédé selon l'une des revendications précédentes, dans lequel ladite détermination (E4) des nerfs en fonction de l'agencement relatif par rapport aux artères détectés au sein desdites régions d'intérêts comprend le calcul d'une carte de probabilités déterminant des probabilités de présence d'ensemble de types de nerfs au voisinage d'une artère.
- 20 9. Procédé selon l'une des revendications précédente, dans lequel les résultats obtenus sur une image de ladite série sont exploités pour examiner leur cohérence dans les images suivantes du flux.
- 25 10. Dispositif de traitement de l'information disposant des moyens pour mettre en œuvre le procédé selon l'une quelconque des revendications précédentes.
11. Programme d'ordinateur comportant du code informatique mettant en œuvre le procédé selon l'une quelconque des revendications précédentes lorsqu'il exécuté sur un dispositif de traitement de l'information.

1 / 2

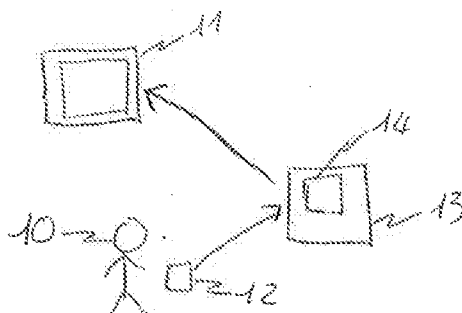


Fig. 1

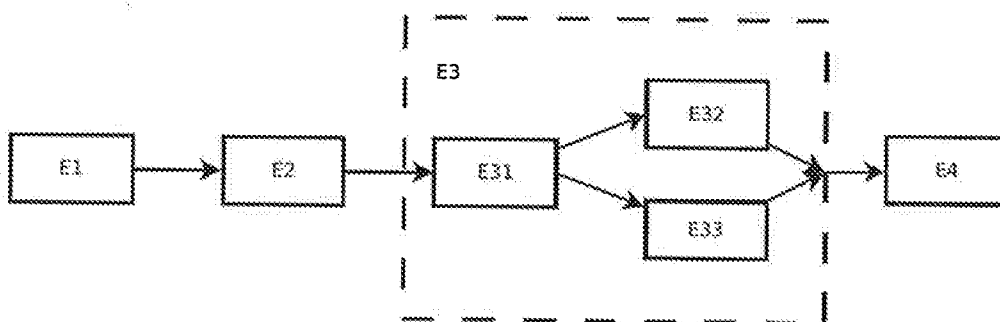


Fig. 2

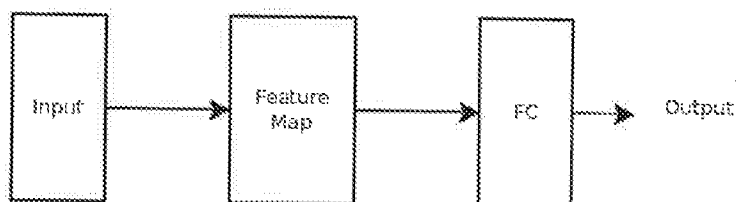


Fig. 3a

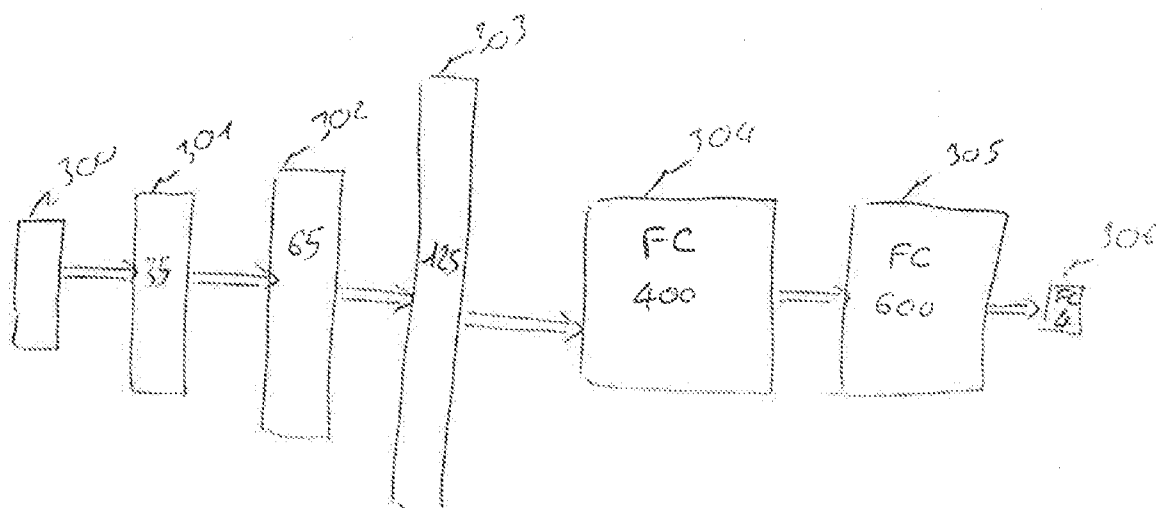


Fig. 3b

2 / 2

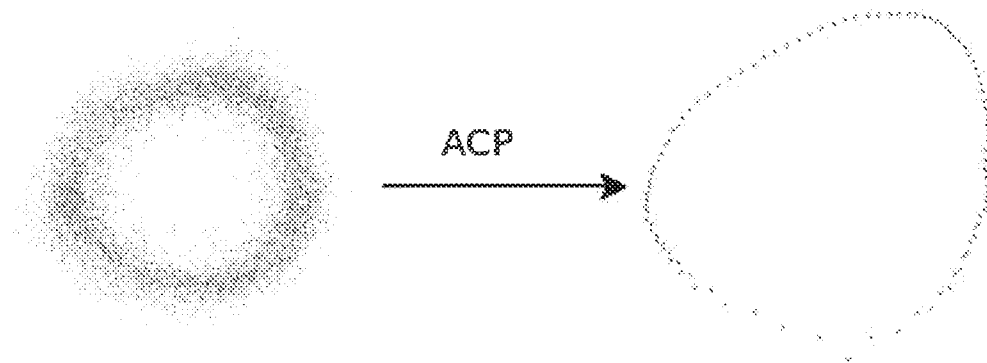


Fig. 4

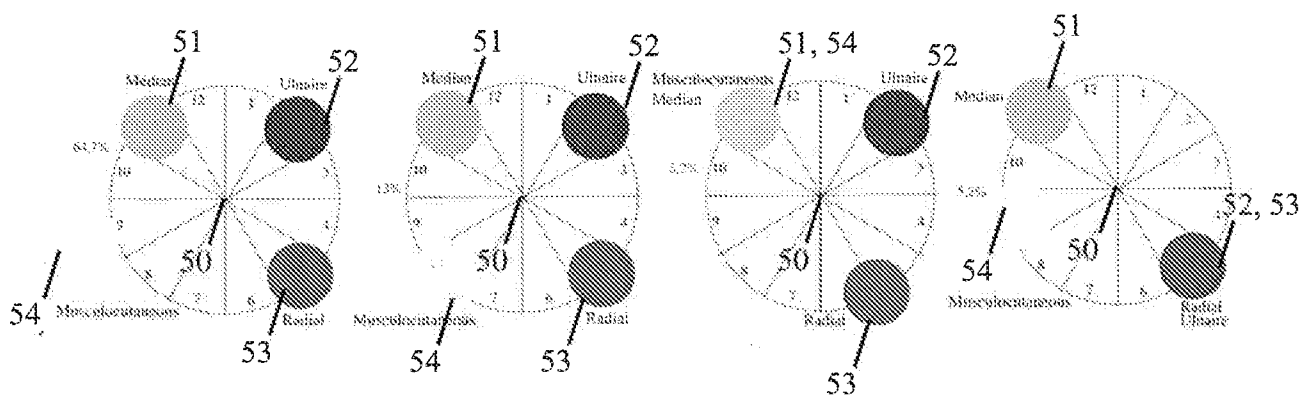


Fig. 5

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No
PCT/FR2019/051540

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER
INV. G06T7/00
ADD.

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)
G06K G06T

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

EPO-Internal, WPI Data

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	ERIK SMISTAD ET AL: "Vessel Detection in Ultrasound Images Using Deep Convolutional Neural Networks", DEEP LEARNING AND DATA LABELING FOR MEDICAL APPLICATIONS, vol. 10008, 21 October 2016 (2016-10-21), pages 30-38, XP055562373, Cham ISSN: 0302-9743, DOI: 10.1007/978-3-319-46976-8-4 ISBN: 978-3-642-37803-4	1-6,10, 11
Y	the whole document ----- -/--	7-9



Further documents are listed in the continuation of Box C.



See patent family annex.

* Special categories of cited documents :

"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

"E" earlier application or patent but published on or after the international filing date

"L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

"O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

"P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

"T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

"X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

"Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

"&" document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

5 September 2019

Date of mailing of the international search report

12/09/2019

Name and mailing address of the ISA/

European Patent Office, P.B. 5818 Patentlaan 2
NL - 2280 HV Rijswijk
Tel. (+31-70) 340-2040,
Fax: (+31-70) 340-3016

Authorized officer

de Bont, Emma

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No

PCT/FR2019/051540

C(Continuation). DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT		
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	ERIK SMISTAD ET AL: "Real-Time Automatic Artery Segmentation, Reconstruction and Registration for Ultrasound-Guided Regional Anaesthesia of the Femoral Nerve", IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING., vol. 35, no. 3, 1 March 2016 (2016-03-01), pages 752-761, XP055561921, US ISSN: 0278-0062, DOI: 10.1109/TMI.2015.2494160 the whole document	1-11
Y	SMISTAD ERIK ET AL: "Automatic Segmentation and Probe Guidance for Real-Time Assistance of Ultrasound-Guided Femoral Nerve Blocks", ULTRASOUND IN MEDICINE AND BIOLOGY, vol. 43, no. 1, 7 October 2016 (2016-10-07), pages 218-226, XP029838895, ISSN: 0301-5629, DOI: 10.1016/J.ULTRASMEDBIO.2016.08.036 the whole document	8
A	Adel Hafiane ET AL: "Deep learning with spatiotemporal consistency for nerve segmentation in ultrasound images", 19 June 2017 (2017-06-19), XP055561927, Retrieved from the Internet: URL:https://arxiv.org/pdf/1706.05870.pdf [retrieved on 2019-02-25] 2.2 Spatiotemporal consistency	1,10,11
Y	GUERRERO J ET AL: "Real-Time Vessel Segmentation and Tracking for Ultrasound Imaging Applications", IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING, IEEE SERVICE CENTER, PISCATAWAY, NJ, US, vol. 26, no. 8, 1 August 2007 (2007-08-01), pages 1079-1090, XP011189208, ISSN: 0278-0062, DOI: 10.1109/TMI.2007.899180 cited in the application III. Vessel Segmentation	9
A		1-11

-/--

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No
PCT/FR2019/051540

C(Continuation). DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT		
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	HAFIANE ADEL ET AL: "Phase-based probabilistic active contour for nerve detection in ultrasound images for regional anesthesia", COMPUTERS IN BIOLOGY AND MEDICINE, NEW YORK, NY, US, vol. 52, 16 June 2014 (2014-06-16), pages 88-95, XP029046574, ISSN: 0010-4825, DOI: 10.1016/J.COMPBIOMED.2014.06.001 cited in the application the whole document	1-11
Y	JIEQI YU ET AL: "Robust Fitting of Ellipses and Spheroids", ARXIV.ORG, CORNELL UNIVERSITY LIBRARY, 201 OLIN LIBRARY CORNELL UNIVERSITY ITHACA, NY 14853, 9 December 2009 (2009-12-09), XP080381399, DOI: 10.1109/ACSSC.2009.5470160 IV. A.Penalized Objective Function	7

RAPPORT DE RECHERCHE INTERNATIONALE

Demande internationale n°

PCT/FR2019/051540

A. CLASSEMENT DE L'OBJET DE LA DEMANDE INV. G06T7/00 ADD.		
Selon la classification internationale des brevets (CIB) ou à la fois selon la classification nationale et la CIB		
B. DOMAINES SUR LESQUELS LA RECHERCHE A PORTE Documentation minimale consultée (système de classification suivi des symboles de classement) G06K G06T		
Documentation consultée autre que la documentation minimale dans la mesure où ces documents relèvent des domaines sur lesquels a porté la recherche		
Base de données électronique consultée au cours de la recherche internationale (nom de la base de données, et si cela est réalisable, termes de recherche utilisés) EPO-Internal, WPI Data		
C. DOCUMENTS CONSIDERES COMME PERTINENTS		
Catégorie*	Identification des documents cités, avec, le cas échéant, l'indication des passages pertinents	no. des revendications visées
X	ERIK SMISTAD ET AL: "Vessel Detection in Ultrasound Images Using Deep Convolutional Neural Networks", DEEP LEARNING AND DATA LABELING FOR MEDICAL APPLICATIONS, vol. 10008, 21 octobre 2016 (2016-10-21), pages 30-38, XP055562373, Cham ISSN: 0302-9743, DOI: 10.1007/978-3-319-46976-8-4 ISBN: 978-3-642-37803-4	1-6,10, 11
Y	le document en entier ----- -/--	7-9
☒ Voir la suite du cadre C pour la fin de la liste des documents ☐ Les documents de familles de brevets sont indiqués en annexe		
* Catégories spéciales de documents cités:		
"A" document définissant l'état général de la technique, non considéré comme particulièrement pertinent "E" document antérieur, mais publié à la date de dépôt international ou après cette date "L" document pouvant jeter un doute sur une revendication de priorité ou cité pour déterminer la date de publication d'une autre citation ou pour une raison spéciale (telle qu'indiquée) "O" document se référant à une divulgation orale, à un usage, à une exposition ou tous autres moyens "P" document publié avant la date de dépôt international, mais postérieurement à la date de priorité revendiquée	"T" document ultérieur publié après la date de dépôt international ou la date de priorité et n'appartenant pas à l'état de la technique pertinent, mais cité pour comprendre le principe ou la théorie constituant la base de l'invention "X" document particulièrement pertinent; l'invention revendiquée ne peut être considérée comme nouvelle ou comme impliquant une activité inventive par rapport au document considéré isolément "Y" document particulièrement pertinent; l'invention revendiquée ne peut être considérée comme impliquant une activité inventive lorsque le document est associé à un ou plusieurs autres documents de même nature, cette combinaison étant évidente pour une personne du métier "&" document qui fait partie de la même famille de brevets	
Date à laquelle la recherche internationale a été effectivement achevée 5 septembre 2019	Date d'expédition du présent rapport de recherche internationale 12/09/2019	
Nom et adresse postale de l'administration chargée de la recherche internationale Office Européen des Brevets, P.B. 5818 Patentlaan 2 NL - 2280 HV Rijswijk Tel. (+31-70) 340-2040, Fax: (+31-70) 340-3016		Fonctionnaire autorisé de Bont, Emma

C(suite). DOCUMENTS CONSIDERES COMME PERTINENTS		
Catégorie*	Identification des documents cités, avec, le cas échéant, l'indication des passages pertinents	no. des revendications visées
A	ERIK SMISTAD ET AL: "Real-Time Automatic Artery Segmentation, Reconstruction and Registration for Ultrasound-Guided Regional Anaesthesia of the Femoral Nerve", IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING., vol. 35, no. 3, 1 mars 2016 (2016-03-01), pages 752-761, XP055561921, US ISSN: 0278-0062, DOI: 10.1109/TMI.2015.2494160 le document en entier -----	1-11
Y	SMISTAD ERIK ET AL: "Automatic Segmentation and Probe Guidance for Real-Time Assistance of Ultrasound-Guided Femoral Nerve Blocks", ULTRASOUND IN MEDICINE AND BIOLOGY, vol. 43, no. 1, 7 octobre 2016 (2016-10-07), pages 218-226, XP029838895, ISSN: 0301-5629, DOI: 10.1016/J.ULTRASMEDBIO.2016.08.036 le document en entier -----	8
A	Adel Hafiane ET AL: "Deep learning with spatiotemporal consistency for nerve segmentation in ultrasound images", 19 juin 2017 (2017-06-19), XP055561927, Extrait de l'Internet: URL:https://arxiv.org/pdf/1706.05870.pdf [extrait le 2019-02-25] 2.2 Spatiotemporal consistency -----	1,10,11
Y	GUERRERO J ET AL: "Real-Time Vessel Segmentation and Tracking for Ultrasound Imaging Applications", IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING, IEEE SERVICE CENTER, PISCATAWAY, NJ, US, vol. 26, no. 8, 1 août 2007 (2007-08-01), pages 1079-1090, XP011189208, ISSN: 0278-0062, DOI: 10.1109/TMI.2007.899180 cité dans la demande III. Vessel Segmentation ----- -/--	9
A		1-11

C(suite). DOCUMENTS CONSIDERES COMME PERTINENTS		
Catégorie*	Identification des documents cités, avec, le cas échéant, l'indication des passages pertinents	no. des revendications visées
A	HAFIANE ADEL ET AL: "Phase-based probabilistic active contour for nerve detection in ultrasound images for regional anesthesia", COMPUTERS IN BIOLOGY AND MEDICINE, NEW YORK, NY, US, vol. 52, 16 juin 2014 (2014-06-16), pages 88-95, XP029046574, ISSN: 0010-4825, DOI: 10.1016/J.COMPBIOMED.2014.06.001 cité dans la demande le document en entier -----	1-11
Y	JIEQI YU ET AL: "Robust Fitting of Ellipses and Spheroids", ARXIV.ORG, CORNELL UNIVERSITY LIBRARY, 201 OLIN LIBRARY CORNELL UNIVERSITY ITHACA, NY 14853, 9 décembre 2009 (2009-12-09), XP080381399, DOI: 10.1109/ACSSC.2009.5470160 IV. A.Penalized Objective Function -----	7