

(12) 特許協力条約に基づいて公開された国際出願

(19) 世界知的所有権機関
国際事務局

(43) 国際公開日
2021年1月28日(28.01.2021)



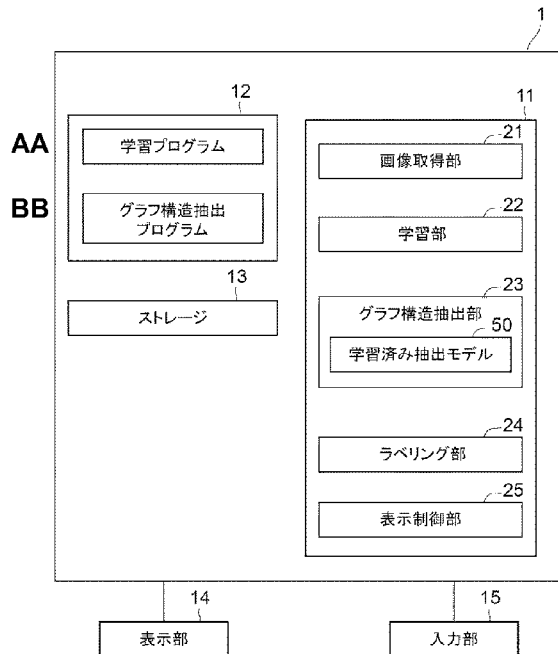
(10) 国際公開番号

WO 2021/015232 A1

- (51) 国際特許分類:
A61B 6/03 (2006.01) G06N 20/00 (2019.01)
A61B 5/055 (2006.01) G06T 7/00 (2017.01)
G01T 1/161 (2006.01)
- (21) 国際出願番号: PCT/JP2020/028416
- (22) 国際出願日: 2020年7月22日(22.07.2020)
- (25) 国際出願の言語: 日本語
- (26) 国際公開の言語: 日本語
- (30) 優先権データ:
特願 2019-137034 2019年7月25日(25.07.2019) JP
- (71) 出願人: 富士フイルム株式会社 (FUJIFILM CORPORATION) [JP/JP]; 〒1068620 東京都港区西麻布2丁目26番30号 Tokyo (JP).
- (72) 発明者: ケシュワニ ディーパック (KESHWANI, Deepak); 〒1068620 東京都港区西麻布2丁目26番30号 富士フイルム株式会社内 Tokyo (JP).
- (74) 代理人: 特許業務法人太陽国際特許事務所 (TAIYO, NAKAJIMA & KATO); 〒1600022 東京都新宿区新宿4丁目3番17号 Tokyo (JP).
- (81) 指定国(表示のない限り、全ての種類の国内保護が可能): 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,

(54) Title: LEARNING DEVICE, METHOD, AND PROGRAM, GRAPH STRUCTURE EXTRACTION DEVICE, METHOD, AND PROGRAM, AND LEARNED EXTRACTION MODEL

(54) 発明の名称: 学習装置、方法およびプログラム、グラフ構造抽出装置、方法およびプログラム、並びに学習済み抽出モデル



- 13 Storage
14 Display unit
15 Input unit
21 Image acquisition unit
22 Learning unit
23 Graph structure extraction unit
24 Learned extraction model
24 Labelling unit
25 Display control unit
AA Learning program
BB Graph structure extraction program

(57) Abstract: This learning unit inputs an image for learning and correct answer data for a graph structure contained in the image for learning from a designated image comprising one or more tubular structures, to an extraction model that extracts feature vectors of a plurality of nodes that constitute the graph structure of the tubular structures. The learning unit

EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, IT, 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, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW.

- (84) 指定国(表示のない限り、全ての種類の広域保護が可能): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), ユーラシア (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), ヨーロッパ (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).

添付公開書類:

- 一 国際調査報告 (条約第21条(3))

derives therefrom, the internode loss on the graph structure in the learning image on the basis of the difference between the distance of an internode feature vector belonging to the same graph structure and the topological distance which is the internode distance on a path of the graph structure, and learns the extraction model on the basis of the loss.

(57) 要約: 学習部が、1以上の管状構造物が含まれる対象画像から、管状構造物のグラフ構造を構成する複数のノードの特徴ベクトルを抽出する抽出モデルに、学習用画像および学習用画像に含まれるグラフ構造の正解データを入力することにより、学習用画像におけるグラフ構造上のノード間の損失を、同一のグラフ構造に属するノード間の特徴ベクトルの距離と、ノード間のグラフ構造の経路上の距離であるトポロジカル距離との誤差に基づいて導出し、損失に基づいて抽出モデルを学習する。

明 細 書

発明の名称：

学習装置、方法およびプログラム、グラフ構造抽出装置、方法およびプログラム、並びに学習済み抽出モデル

技術分野

[0001] 本開示は、画像に含まれるグラフ構造を抽出するための抽出モデルを学習する学習装置、方法およびプログラム、画像に含まれるグラフ構造を抽出するグラフ構造抽出装置、方法およびプログラム、並びに学習済み抽出モデルに関するものである。

背景技術

[0002] 近年、ディープラーニング（深層学習）を用いた機械学習の技術が注目を集めている。とくに、画像に含まれる物体を識別するクラス分類の分野における様々な技術が提案されている。例えば、画像の全ピクセルをピクセル単位でラベリングすることによりクラス分類を行うセマンティックセグメンテーションが公知である。しかしながら、セマンティックセグメンテーションは、同一カテゴリの物体であれば個々を区別しないでセグメンテーションを行うことから、同一カテゴリの物体が重なっている場合、個々の物体を区別することができない。このため、個々の物体を区別してセグメンテーションするインスタンスセグメンテーションの手法が提案されている（例えば、下記の非特許文献1～3参照）。インスタンスセグメンテーションを用いることにより、同一カテゴリの物体であっても、個々の物体を区別してセグメンテーションを行うことが可能となるため、同一カテゴリの物体が重なっていても、物体を個別にセグメンテーションすることができる。

[0003] 非特許文献1：Semantic Instance Segmentation with a Discriminative Loss Function、Bert De Brabandere, Davy Neven, Luc Van Gool、Computer Vision and Pattern Recognition、"Deep Learning for Robotic Vision", workshop at CVPR 2017、Submitted on 8 Aug 2017

非特許文献2 : Semantic Instance Segmentation via Deep Metric Learning、Alireza Fathi, Zbigniew Wojna, Vivek Rathod, Peng Wang, Hyun Oh Song, Sergio Guadarrama, Kevin P. Murphy、Computer Vision and Pattern Recognition、Submitted on 30 Mar 2017

非特許文献3 : Recurrent Pixel Embedding for Instance Grouping、Shu Kong, Charless Fowlkes、Computer Vision and Pattern Recognition (cs.CV); Machine Learning (cs.LG); Multimedia (cs.MM)、Submitted on 22 Dec 2017

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0004] 一方、医療分野においては、医用画像を用いて血管および気管支等の管状構造物の手術をシミュレーションしたり、管状構造物を分析したりすることが行われている。このようなシミュレーションおよび分析等を行うためには、医用画像から管状構造物のグラフ構造を抽出する必要がある。この場合、例えば、上述したインスタンスセグメンテーションの手法により、管状構造物を構成する同一カテゴリの個々の物体を区別してセグメンテーションし、その後、グラフの起点から例えば類似度関数を使用して、連続点を接続することにより、グラフ構造を抽出することができる。

[0005] しかしながら、類似度関数を用いた場合、グラフの分岐位置において、グラフ構造を管状構造物に沿って連続して接続できない場合が生じる。とくに管状構造物が動脈および静脈の場合、画像上において動脈と静脈とが交差して存在する場合には、両者を区別して接続することが難しい場合がある。

[0006] 本開示は上記事情に鑑みなされたものであり、画像に含まれるグラフ構造を精度よく抽出できるようにすることを目的とする。

課題を解決するための手段

[0007] 本開示による学習装置は、1以上の管状構造物が含まれる対象画像から、管状構造物のグラフ構造を構成する複数のノードの特徴ベクトルを抽出する抽出モデルに、学習用画像および学習用画像に含まれるグラフ構造の正解デ

ータを入力することにより、学習用画像におけるグラフ構造上のノード間の損失を、同一のグラフ構造に属するノード間の特徴ベクトルの距離と、ノード間のグラフ構造の経路上の距離であるトポロジカル距離との誤差に基づいて導出し、損失に基づいて抽出モデルを学習する学習部を備える。

[0008] グラフ構造とは、血管および気管支等の管状構造物の長さ方向に延在する線状の構造である。グラフ構造は、管状構造物の形状を表すものとなっている。また、ノードとはグラフ構造上に存在する、グラフ構造を構成する点である。

[0009] 「トポロジカル距離」とは、同一のグラフ構造におけるノード間の、グラフ構造上の距離である。例えば、グラフ構造が円弧をなす場合、円弧上の2点のユークリッド距離は2点を結ぶ直線、すなわち弦の長さとなるが、円弧状の2点のトポロジカル距離は、グラフ構造上における2点間の経路、すなわち、2点を結ぶ円弧の長さとなる。

[0010] なお、本開示による学習装置においては、学習部は、2以上の異なるグラフ構造を含む学習用画像に関して、損失を、さらに学習用画像における同一のグラフ構造に属するノード間の特徴ベクトルの距離が小さくなるように導出するものであってもよい。

[0011] また、本開示による学習装置においては、学習部は、損失を、さらに異なるグラフ構造に属するノード間の特徴ベクトルの距離が大きくなるように導出するものであってもよい。

[0012] また、本開示による学習装置においては、抽出モデルは、全層畳み込みニューラルネットワークであってもよい。

[0013] また、本開示による学習装置においては、対象画像および学習用画像は、医用3次元画像であってもよい。

[0014] また、本開示による学習装置においては、管状構造物は動脈および静脈であってもよい。

[0015] また、本開示による学習装置においては、管状構造物は肝臓における動脈、静脈および門脈であってもよい。

[0016] また、本開示による学習装置においては、管状構造物は気管支であってもよい。

[0017] 本開示によるグラフ構造抽出装置は、本開示による学習装置により学習された抽出モデルが適用されてなり、対象画像の入力により対象画像に含まれるグラフ構造の抽出結果を出力する抽出部を備える。

[0018] なお、本開示によるグラフ構造抽出装置においては、グラフ構造の抽出結果に応じて、対象画像に含まれる管状構造物にラベリングを行うラベリング部と、

管状構造物がラベリングされた対象画像を表示部に表示する表示制御部とをさらに備えるものであってもよい。

[0019] 本開示による学習済み抽出モデルは、本開示による学習装置により学習された抽出モデルを含む。

[0020] 本開示による学習方法は、1以上の管状構造物が含まれる対象画像から、管状構造物のグラフ構造を構成する複数のノードの特徴ベクトルを抽出する抽出モデルに、学習用画像および学習用画像に含まれるグラフ構造の正解データを入力することにより、学習用画像におけるグラフ構造上のノード間の損失を、同一のグラフ構造に属するノード間の特徴ベクトルの距離と、ノード間のグラフ構造の経路上の距離であるトポロジカル距離との誤差に基づいて導出し、

損失に基づいて抽出モデルを学習する。

[0021] 本開示によるグラフ構造抽出方法は、本開示による学習方法により学習された抽出モデルが適用されてなり、対象画像の入力により、対象画像に含まれるグラフ構造の抽出結果を出力する。

[0022] なお、本開示による学習方法およびグラフ構造抽出方法をコンピュータに実行させるためのプログラムとして提供してもよい。

[0023] 本開示による他の学習装置は、コンピュータに実行させるための命令を記憶するメモリと、

記憶された命令を実行するよう構成されたプロセッサとを備え、プロセッ

サは、

1 以上の管状構造物が含まれる対象画像から、管状構造物のグラフ構造を構成する複数のノードの特徴ベクトルを抽出する抽出モデルに、学習用画像および学習用画像に含まれるグラフ構造の正解データを入力することにより、学習用画像におけるグラフ構造上のノード間の損失を、同一のグラフ構造に属するノード間の特徴ベクトルの距離と、ノード間のグラフ構造の経路上の距離であるトポロジカル距離との誤差に基づいて導出し、

損失に基づいて抽出モデルを学習する処理を実行する。

[0024] 本開示による他のグラフ構造抽出装置は、コンピュータに実行させるための命令を記憶するメモリと、

記憶された命令を実行するよう構成されたプロセッサとを備え、プロセッサは、

本開示による学習方法により学習された、抽出モデルを含む学習済み抽出モデルが適用されてなり、対象画像の入力により、対象画像に含まれるグラフ構造の抽出結果を出力する処理を実行する。

発明の効果

[0025] 本開示によれば、対象画像からグラフ構造を精度よく抽出することができる。

図面の簡単な説明

[0026] [図1]本開示の実施形態による学習装置およびグラフ構造抽出装置を適用した、診断支援システムの概要を示すハードウェア構成図

[図2]本開示の実施形態によるグラフ構造抽出装置の概略構成を示す図

[図3]抽出モデルの構成および学習処理を説明するための概略ブロック図

[図4]トポロジカル距離を説明するための図

[図5]特徴マップの生成の概念図

[図6]学習済み抽出モデルから出力される特徴マップを模式的に示す図

[図7]グラフ構造の抽出を説明するための図

[図8]ラベリングされた対象画像を示す図

[図9]本実施形態において行われる学習処理を示すフローチャート

[図10]本実施形態において行われるグラフ構造抽出処理を示すフローチャート

発明を実施するための形態

[0027] 以下、図面を参照して本開示の実施形態について説明する。図1は、本開示の実施形態による学習装置およびグラフ構造抽出装置を適用した、診断支援システムの概要を示すハードウェア構成図である。図1に示すように、診断支援システムでは、本実施形態による学習装置およびグラフ構造抽出装置（以下、単にグラフ構造抽出装置とする）1、3次元画像撮影装置2、および画像保管サーバ3が、ネットワーク4を経由して通信可能な状態で接続されている。

[0028] 3次元画像撮影装置2は、被写体の診断対象となる部位を撮影することにより、その部位を表す医用3次元画像を生成する装置であり、具体的には、CT装置、MRI装置、およびPET（Positron Emission Tomography）装置等である。3次元画像撮影装置2により生成された3次元画像は画像保管サーバ3に送信され、保存される。なお、本実施形態においては、3次元画像撮影装置2はCT装置であり、被写体の診断対象となる部位を含むCT画像を3次元画像として生成する。なお、3次元画像は複数の断層画像からなる。また、本実施形態においては、被写体を人体の肝臓とし、肝臓に含まれる動脈および静脈のグラフ構造を抽出の対象とする。

[0029] 画像保管サーバ3は、各種データを保存して管理するコンピュータであり、大容量外部記憶装置およびデータベース管理用ソフトウェアを備えている。画像保管サーバ3は、有線あるいは無線のネットワーク4を介して他の装置と通信を行い、画像データ等を送受信する。具体的には3次元画像撮影装置2で生成された3次元画像の画像データを含む各種データをネットワーク経由で取得し、大容量外部記憶装置等の記録媒体に保存して管理する。なお、画像データの格納形式およびネットワーク4経由での各装置間の通信は、DICOM（Digital Imaging and Communication in Medicine）等のプロト

コルに基づいている。また、本実施形態においては、画像保管サーバ3は、後述する抽出モデルの学習のための学習用画像も保管して管理している。

[0030] 本実施形態の学習装置を含むグラフ構造抽出装置1は、1台のコンピュータに、本実施形態の学習プログラムおよびグラフ構造抽出プログラムをインストールしたものである。コンピュータは、診断を行う医師が直接操作するワークステーションまたはパーソナルコンピュータでもよいし、それらとネットワークを介して接続されたサーバコンピュータでもよい。学習プログラムおよびグラフ構造抽出プログラムは、ネットワークに接続されたサーバコンピュータの記憶装置、もしくはネットワークストレージに、外部からアクセス可能な状態で記憶され、要求に応じて医師が使用するコンピュータにダウンロードされ、インストールされる。または、DVD (Digital Versatile Disc) あるいはCD-ROM (Compact Disc Read Only Memory) 等の記録媒体に記録されて配布され、その記録媒体からコンピュータにインストールされる。

[0031] 図2は、コンピュータに学習プログラムおよびグラフ構造抽出プログラムをインストールすることにより実現されるグラフ構造抽出装置の概略構成を示す図である。図2に示すように、グラフ構造抽出装置1は、標準的なワークステーションの構成として、CPU (Central Processing Unit) 11、メモリ12およびストレージ13を備えている。また、グラフ構造抽出装置1には、液晶ディスプレイ等の表示部14、並びにキーボードおよびマウス等の入力部15が接続されている。

[0032] ストレージ13はハードディスクドライブ等からなり、ネットワーク4を経由して画像保管サーバ3から取得したグラフ構造抽出の対象となる対象画像、後述するようにニューラルネットワークの学習を行うための学習用画像、および処理に必要な情報を含む各種情報が記憶されている。

[0033] また、メモリ12には、学習プログラムおよびグラフ構造抽出プログラムが記憶されている。学習プログラムは、CPU11に実行させる処理として、後述する抽出モデルを学習するための学習用画像およびグラフ構造抽出の

対象となる対象画像を取得する画像取得処理、並びに抽出モデルの学習のための損失を導出し、損失に基づいて抽出モデルを学習する学習処理を規定する。

[0034] グラフ構造抽出プログラムは、CPU 11に実行させる処理として、画像取得処理により取得したグラフ構造抽出の対象となる対象画像に含まれるグラフ構造抽出結果を出力するグラフ構造抽出処理、グラフ構造抽出結果に応じて、対象画像に含まれる管状構造物（本実施形態においては動脈および静脈）にラベリングを行うラベリング処理、およびラベリングされた対象画像を表示部 14に表示する表示制御処理を規定する。

[0035] そして、CPU 11が学習プログラムおよびグラフ構造抽出プログラムに従いこれらの処理を実行することで、コンピュータは、画像取得部 21、学習部 22、グラフ構造抽出部 23、ラベリング部 24および表示制御部 25として機能する。

[0036] 画像取得部 21は、ネットワークに接続されたインターフェース（不図示）を介して、画像保管サーバ3から、グラフ構造を含む3次元画像を対象画像として取得する。本実施形態においては、管状構造物として動脈および静脈を含む肝臓の3次元画像を対象画像とする。なお、肝臓の血管には、動脈および静脈の他、門脈も含まれるが、ここでは説明のために動脈および静脈のみを対象として説明する。また、画像取得部 21は、学習のための学習用画像および後述する正解データを取得する。

[0037] 学習部 22は、1以上の管状構造物（本実施形態においては動脈および静脈という2つの管状構造物）が含まれる対象画像から、管状構造物のグラフ構造を構成する複数のノードの特徴ベクトルを抽出する抽出モデルの学習を行う。具体的には、学習部 22は、対象画像に含まれる同一のグラフ構造に属するノード間の特徴ベクトルの距離が、グラフ構造の経路上の距離であるトポロジカル距離に対応して分布する特徴マップを出力するように、抽出モデルの学習を行う。

[0038] 図3は抽出モデルの構成および学習処理を説明するための概略ブロック図

である。図3に示すように、学習部22は、抽出モデル30に学習用画像31および正解データ32を入力し、学習用の特徴マップ33を出力させる。学習用の特徴マップ33は、学習用画像31に含まれるグラフ構造におけるノードの特徴ベクトルが、学習用画像31に含まれる個々のグラフ構造にクラスタリングされて分布されてなる。

[0039] ここで、学習用画像31は、肝臓に含まれる動脈および静脈を含む。また、正解データ32は、学習用画像31に含まれる動脈および静脈のそれぞれのグラフ構造が区別されてなるデータである。なお、図3に示す正解データ32においては、動脈のグラフ構造を実線、静脈のグラフ構造を破線で示すことにより、動脈および静脈を区別している。また、図3に示す特徴マップ33では、動脈のグラフ構造における特徴ベクトルの分布を実線で示し、静脈のグラフ構造における特徴ベクトルの分布を破線で示している。

[0040] 抽出モデル30は、複数の処理層が階層的に接続された多層ニューラルネットワークの1つである、畳み込みニューラルネットワーク（以下CNN(Convolutional Neural Network)とする）からなる。また、CNNが有する処理層は、入力される全層が畳み込み層からなるため、CNNは、全層畳み込みニューラルネットワークである。畳み込み層は、入力される画像に対して各種カーネルを用いた畳み込み処理を行い、畳み込み処理により得られた特徴量データからなる特徴マップを出力する。カーネルは、 $n \times n$ 画素サイズ（例えば $n = 3$ ）を有し、各要素に重みが設定されている。具体的には、入力された画像のエッジを強調する微分フィルタのような重みが設定されている。畳み込み層は、カーネルの注目画素をずらしながら、入力された画像または前段の処理層から出力された特徴マップの全体にカーネルを適用する。さらに、畳み込み層は、畳み込みされた値に対して、シグモイド関数等の活性化関数を適用し、特徴マップ33を出力する。

[0041] 本実施形態において、学習部22は、抽出モデル30に、学習用画像31および学習用画像31に含まれる複数のグラフ構造のノードの抽出結果を表す正解データ32を入力することにより、抽出モデル30から学習用画像3

1 についての学習用の特徴マップ 33 を出力させる。本実施形態において、抽出モデル 30 は、学習用画像 31 に含まれる同一のグラフ構造に属するノード間の特徴ベクトルの距離が、グラフ構造の経路上の距離であるトポロジカル距離に対応するように学習用の特徴マップ 33 を生成する。さらに、本実施形態においては、同一のグラフ構造に属するノード間の特徴ベクトルの距離が小さくなり、かつ異なるグラフ構造に属するノード間の特徴ベクトルの距離が大きくなるように、学習用の特徴マップ 33 を生成する。

[0042] このため、学習部 22 は、学習用の特徴マップ 33 における複数の特徴ベクトル群の分布および正解データ 32 に基づいて、学習用画像 31 におけるグラフ構造上のノード間の損失 L を、学習用画像 31 に含まれる同一のグラフ構造に属するノード間の特徴ベクトルの距離と、ノード間のグラフ構造の経路上の距離であるトポロジカル距離との誤差に基づいて導出する。なお、学習部 22 は、同一のグラフ構造に属する画素間の特徴ベクトルの距離が小さくなり、かつ異なるグラフ構造に属するノード間の特徴ベクトルについては、特徴ベクトル間の距離が大きくなるように損失 L を導出する。

[0043] ここで、トポロジカル距離について説明する。図 4 はトポロジカル距離を説明するための図である。図 4 に示すように 1 つの分岐を有するグラフ構造 40 上における 2 つのノード $N1$ 、 $N2$ 間の距離を考える。2 つのノード $N1$ 、 $N2$ のユークリッド距離は、2 つのノード $N1$ 、 $N2$ を結ぶ直線 41 の長さである。一方、トポロジカル距離は、同一のグラフ構造 40 における 2 つのノード $N1$ 、 $N2$ に関しての、グラフ構造 40 の経路上の距離である。図 4 に示すグラフ構造 40 の場合、ノード $N1$ とノード $N2$ との間に存在する太線で示すグラフ構造 40 の経路上の長さが、ノード $N1$ 、 $N2$ のトポロジカル距離 42 となる。

[0044] 図 5 は特徴マップの生成の概念図である。なお、図 5 は、学習用画像 31 の部分領域 31A に含まれる動脈および静脈のそれぞれについての部分特徴マップ 33A の生成を示している。また、部分領域 31A においては、実線

で示す動脈のグラフ構造上のノードを白丸で、破線で示す静脈のグラフ構造上のノードを黒丸で示し、部分特徴マップ 3 3 Aにおいては、動脈のグラフ構造上のノードの特徴ベクトルを白丸で、静脈のグラフ構造上のノードの特徴ベクトルを黒丸で示す。図 5 に示すように、本実施形態においては、同一のグラフ構造に属するノード間の距離が、グラフ構造の経路上の距離であるトポロジカル距離に対応するように特徴マップが生成される。また、本実施形態においては、異なるグラフ構造に属するノード間の特徴ベクトルの距離が、図 5 の両矢印に示すように離れるように、特徴マップが生成される。これにより、特徴ベクトルは特徴空間において、ノード間のトポロジカル距離が反映されて分布することとなる。さらに、特徴ベクトルは、白丸のノードからなるクラスター C 1 および黒丸のノードからなるクラスター C 2 にクラスタリングされて分布することとなる。

[0045] ここで、損失 L を下記の式 (1) に、関数 F を下記の式 (2) に示す。式 (1) においては、すべてのサンプル、すなわちグラフ構造上の全ノードにおいて、ノード i に隣接する予め定められた範囲 N_i に含まれる複数のノード j との関係における損失 L を導出している。これは、学習および後述するグラフ構造抽出のための演算量を低減して、学習およびグラフ構造抽出のための演算を効率よく行うためである。範囲 N_i のサイズは、装置の処理能力に応じて適宜設定すればよい。なお、損失 L の導出はノード i に隣接する範囲 N_i に限定されるものではなく、全ノードを対象としてもよい。ここで、式 (2) における「same graph」は i, j が同一のグラフ構造に属する場合を、「different graph」は i, j が異なるグラフ構造に属する場合を示す。式 (2) に示す関数 F は、同一のグラフ構造に属するノード間については、ノード間の特徴ベクトルの距離と、ノード間のグラフ構造の経路上の距離であるトポロジカル距離との誤差を導出するものとなっている。また、同一のグラフ構造に属するノード間の特徴ベクトルの距離が小さくなり、かつ異なるグラフ構造に属するノード間については、ノード間の特徴ベクトルの距離が大きくなるものとなっている。

[0046] [数1]

$$L = \sum_i^S \sum_{j \in N_i} F(x_i, x_j) \quad (1)$$

$$F(x_i, x_j) = \left\{ \left[\left\| x_i - x_j \right\| - D_{ij} \right]^2 \forall i, j \in \text{same graph}, \left[K - \left\| x_i - x_j \right\| \right]_+^2 \forall i, j \in \text{different graph} \right\} \quad (2)$$

式(1)、(2)において、Sはサンプルサイズ(全ノードのサイズ)、 x_i はノードiの特徴ベクトル、 x_j はノードiに隣接する複数のノード N_i に含まれるノードjの特徴ベクトル、Fは2つの特徴ベクトル x_i 、 x_j に関する関数、 D_{ij} は2つのノードi、j間のトポロジカル距離、Kは予め定められた値、 $\| \cdot \|$ は特徴ベクトル間の距離、 $[]_+$ は $[]$ 内の値が負の場合は0、正の場合はその値であることを表す演算子である。

[0047] 学習部22は、損失Lが予め定められたしきい値以下となるように、抽出モデル30を構成する畳み込み層の数、カーネルの係数およびカーネルの大きさ等を導出することにより、抽出モデル30の学習を行う。このように抽出モデル30を学習することにより、対象画像が入力されると、対象画像に含まれる複数の管状構造物(本実施形態においては動脈および静脈)に関して、同一のグラフ構造に属するノード間の特徴ベクトルの距離がグラフ構造の経路上の距離であるトポロジカル距離に対応し、同位置のグラフ構造に属するノード間の特徴ベクトルの距離が小さくなり、かつ異なるグラフ構造に属するノードの特徴ベクトルが離れた状態で分布する特徴マップを出力する学習済み抽出モデル50が構築される。学習済み抽出モデル50はグラフ構造抽出部23に適用される。

[0048] 図6は学習済み抽出モデル50から出力される特徴マップを模式的に示す図である。なお、図6においては、特徴ベクトルが2次元であるものとして2次元の特徴空間の特徴マップ53を示しているが、実際には特徴ベクトルの次元に対応する次元の特徴空間において特徴マップ53が出力される。また、図6においては実線で囲まれる領域がグラフ構造のノードのクラスタを

、クラスタ内の点がグラフ構造のノードの特徴ベクトルを表す。図6に示す特徴マップ53においては、特徴空間に同一のグラフ構造のノードの特徴ベクトルが2つのクラスタC1、C2にまとまり、かつ2つのクラスタC1、C2が互いに離れるように分布している。これは、対象画像に2つの管状構造物（すなわち動脈および静脈）が含まれ、2つの管状構造物のグラフ構造のノードがセグメンテーションされていることを表す。また、クラスタC1、C2内においては、特徴ベクトルは対象画像中のグラフ構造のノード間のトポロジカル距離を反映させた状態で分布している。これは、グラフ構造のノードの特徴ベクトルが、ノードにおける分岐等を含めたその連続性を維持した状態で分布していることを表す。

[0049] グラフ構造抽出部23は、対象画像が入力されると、学習済み抽出モデル50により、対象画像から動脈および静脈という2つの管状構造物のグラフ構造を抽出する。すなわち、グラフ構造抽出部23は、対象画像を学習済み抽出モデル50に入力し、学習済み抽出モデル50から対象画像に含まれる管状構造物のグラフ構造のノードの特徴ベクトルが分布する特徴マップを出力させる。そして、グラフ構造抽出部23は、抽出されたグラフ構造のノードを閉回路を持たないように接続する。この際、特徴マップに基づいて、ノード間の特徴ベクトルの距離が近いものを順次接続する。これにより、グラフ構造抽出部23は、対象画像からグラフ構造を抽出する。

[0050] 例えば、肝臓を含む対象画像55がグラフ構造抽出部23に入力された場合、グラフ構造抽出部23は、図7に示すように、対象画像55に含まれる肝臓内の動脈および静脈のグラフ構造G1、G2を抽出する。なお、図7においては、実線が動脈のグラフ構造を、破線が静脈のグラフ構造を示す。

[0051] ラベリング部24は、グラフ構造抽出部23が出力したグラフ構造抽出結果に基づいて、対象画像55に含まれる管状構造物のラベリングを行う。例えば、図7に示すように肝臓における動脈および静脈のグラフ構造G1、G2が抽出された場合、図8に示すように、対象画像55における各グラフ構造G1、G2の各ノードと同一信号値を有する画素からなる領域をそれぞれ

動脈領域 A 1 および静脈領域 A 2 としてラベリングする。ラベリングは、動脈領域 A 1 および静脈領域 A 2 に対して、それぞれ異なるラベルを付与することにより行えばよい。図 8 においては、動脈の輪郭に実線のラベルと、静脈の輪郭に破線のラベルを付与することにより、対象画像 5 5 において、動脈領域 A 1 および静脈領域 A 2 のラベリングを行っている。なお、動脈および静脈に異なる色またはハッチングを付与することにより、ラベリングを行ってもよい。

[0052] 表示制御部 2 5 は、ラベリングされた対象画像 5 5 を表示部 1 4 に表示する。

[0053] 次いで、本実施形態において行われる処理について説明する。図 9 は本実施形態において行われる学習処理を示すフローチャートである。なお、学習用画像および正解データは画像保管サーバ 3 から画像取得部 2 1 により取得されて、ストレージ 1 3 に保存されているものとする。まず、学習部 2 2 がストレージ 1 3 に保存された複数の学習用画像および正解データから 1 組の学習用画像および正解データを取得する（ステップ S T 1）。学習部 2 2 は、抽出モデル 3 0 に対して、学習用画像 3 1 および正解データ 3 2 を入力して学習用の特徴マップ 3 3 を出力させ、損失 L を導出する。そして、学習部 2 2 は、損失 L が予め定められたしきい値以下となるように、抽出モデル 3 0 を学習する（ステップ S T 2）。

[0054] そして、ステップ S T 1 にリターンし、次の学習用画像 3 1 および正解データ 3 2 をストレージ 1 3 から取得して、ステップ S T 1, S T 2 の処理を繰り返す。これにより、学習済み抽出モデル 5 0 が構築される。

[0055] なお、学習部 2 2 は、損失 L が予め定められたしきい値以下となるまで学習を繰り返すものとしているが、予め定められた回数の学習を繰り返すものであってもよい。

[0056] 次いで、本実施形態において行われるグラフ構造抽出処理について説明する。図 1 0 は本実施形態において行われるグラフ構造抽出処理のフローチャートである。画像取得部 2 1 が対象画像を取得し（ステップ S T 1 1）、グ

ラフ構造抽出部 23 が対象画像 55 に含まれるグラフ構造抽出結果を出力する（ステップ S T 12）。次いで、ラベリング部 24 が、グラフ構造抽出結果に基づいて対象画像 55 から抽出されたグラフ構造に基づいて、管状構造物のラベリングを行う（ステップ S T 13）。そして、表示制御部 25 がラベリングされた対象画像を表示部 14 に表示し（ステップ S T 14）、処理を終了する。

[0057] このように、本実施形態においては、対象画像に含まれる管状構造物のグラフ構造を抽出する場合、学習済み抽出モデル 50 に対象画像を入力することにより、同一のグラフ構造に属するノード間の特徴ベクトルの距離がグラフ構造の経路上の距離であるトポロジカル距離に対応するものとなるように特徴マップが出力されて、対象画像からグラフ構造が抽出される。このため、グラフ構造におけるトポロジカル距離を反映させて、分岐等を含めたグラフ構造の連続性を維持した状態で、対象画像からグラフ構造を抽出することができる。したがって、本実施形態によれば、対象画像からグラフ構造を精度よく抽出することができる。

[0058] また、2 以上の異なるグラフ構造を含む学習用画像に関して、損失を、同一のグラフ構造に属するノード間の特徴ベクトルの距離が小さくなり、かつ異なるグラフ構造に属するノード間の特徴ベクトルの距離が大きくなるように導出することにより、異なるグラフ構造に属するノードは、特徴空間において離れて存在するように特徴マップを出力することができる。このため、対象画像に含まれる異なるグラフ構造をそれぞれ別の構造として精度よく抽出することができる。

[0059] なお、上記実施形態においては、対象画像に含まれる複数の管状構造物のそれぞれをラベリングしているが、これに限定されるものではない。複数の管状構造物のうちの一部のみラベリングを行ってもよい。

[0060] また、上記実施形態においては、対象画像に含まれる肝臓の動脈および静脈をグラフ構造として抽出しているが、これに限定されるものではない。肝臓の動脈および静脈に加えて門脈のグラフ構造を抽出する場合にも本開示の

技術を適用することが可能である。この場合、学習用画像に対する正解データは、動脈、静脈および静脈が区別されたものとなる。また、肺の気管支さらには、肺の動脈および静脈さらには肺の気管支、動脈および静脈のグラフ構造を抽出する場合にも本開示の技術を適用することができる。

[0061] また、上記実施形態においては、対象画像として3次元の医用画像を用いているがこれに限定されるものではない。3次元の医用画像を構成する個々の断層画像を対象画像として用いてもよい。また、単純X線撮影により取得された2次元のX線画像を対象画像として用いてもよい。この場合、対象画像の種類に応じた学習用画像が用意されて、抽出モデル30の学習が行われることとなる。

[0062] また、上記実施形態において、例えば、画像取得部21、学習部22、グラフ構造抽出部23、ラベリング部24および表示制御部25といった各種の処理を実行する処理部（Processing Unit）のハードウェア的な構造としては、次に示す各種のプロセッサ（Processor）を用いることができる。上記各種のプロセッサには、上述したように、ソフトウェア（プログラム）を実行して各種の処理部として機能する汎用的なプロセッサであるCPUに加えて、FPGA（Field Programmable Gate Array）等の製造後に回路構成を変更可能なプロセッサであるプログラマブルロジックデバイス（Programmable Logic Device :PLD）、ASIC（Application Specific Integrated Circuit）等の特定の処理を実行させるために専用に設計された回路構成を有するプロセッサである専用電気回路等が含まれる。

[0063] 1つの処理部は、これらの各種のプロセッサのうちの1つで構成されてもよいし、同種または異種の2つ以上のプロセッサの組み合わせ（例えば、複数のFPGAの組み合わせまたはCPUとFPGAとの組み合わせ）で構成されてもよい。また、複数の処理部を1つのプロセッサで構成してもよい。

[0064] 複数の処理部を1つのプロセッサで構成する例としては、第1に、クライアントおよびサーバ等のコンピュータに代表されるように、1つ以上のCPUとソフトウェアとの組み合わせで1つのプロセッサを構成し、このプロセ

ッサが複数の処理部として機能する形態がある。第2に、システムオンチップ (System On Chip:SoC) 等に代表されるように、複数の処理部を含むシステム全体の機能を1つのIC (Integrated Circuit) チップで実現するプロセッサを使用する形態がある。このように、各種の処理部は、ハードウェア的な構造として、上記各種のプロセッサの1つ以上を用いて構成される。

[0065] さらに、これらの各種のプロセッサのハードウェア的な構造としては、より具体的には、半導体素子等の回路素子を組み合わせた電気回路 (Circuitry) を用いることができる。

符号の説明

- [0066]
- | | |
|-------|-----------|
| 1 | グラフ構造抽出装置 |
| 2 | 3次元画像撮影装置 |
| 3 | 画像保管サーバ |
| 4 | ネットワーク |
| 1 1 | CPU |
| 1 2 | メモリ |
| 1 3 | ストレージ |
| 1 4 | ディスプレイ |
| 1 5 | 入力部 |
| 2 1 | 画像取得部 |
| 2 2 | 学習部 |
| 2 3 | グラフ構造抽出部 |
| 2 4 | ラベリング部 |
| 2 5 | 表示制御部 |
| 3 0 | 抽出モデル |
| 3 1 | 学習用画像 |
| 3 1 A | 部分領域 |
| 3 2 | 正解データ |
| 3 3 | 学習用特徴マップ |

3 3 A 部分特徴マップ
4 0 グラフ構造
4 1 直線
4 2 トポロジカル距離
5 0 学習済み抽出モデル
5 5 対象画像
A 1 動脈領域
A 2 静脈領域
C 1, C 2 クラスタ
G 1, G 2 グラフ構造
N 1, N 2 ノード

請求の範囲

- [請求項1] 1以上の管状構造物が含まれる対象画像から、前記管状構造物のグラフ構造を構成する複数のノードの特徴ベクトルを抽出する抽出モデルに、学習用画像および該学習用画像に含まれるグラフ構造の正解データを入力することにより、該学習用画像における前記グラフ構造上のノード間の損失を、同一の前記グラフ構造に属するノード間の特徴ベクトルの距離と、前記ノード間の前記グラフ構造の経路上の距離であるトポロジカル距離との誤差に基づいて導出し、前記損失に基づいて前記抽出モデルを学習する学習部を備えた学習装置。
- [請求項2] 前記学習部は、2以上の異なるグラフ構造を含む学習用画像に関して、前記損失を、さらに前記学習用画像における同一のグラフ構造に属するノード間の特徴ベクトルの距離が小さくなるように導出する請求項1に記載の学習装置。
- [請求項3] 前記学習部は、前記損失を、さらに異なるグラフ構造に属するノード間の特徴ベクトルの距離が大きくなるように導出する請求項2に記載の学習装置。
- [請求項4] 前記抽出モデルは、全層畳み込みニューラルネットワークである請求項1から3のいずれか1項に記載の学習装置。
- [請求項5] 前記対象画像および前記学習用画像は、医用3次元画像である請求項1から4のいずれか1項に記載の学習装置。
- [請求項6] 前記管状構造物は動脈および静脈である請求項1から5のいずれか1項に記載の学習装置。
- [請求項7] 前記管状構造物は肝臓における動脈、静脈および門脈である請求項1から5のいずれか1項に記載の学習装置。
- [請求項8] 前記管状構造物は気管支である請求項1から5のいずれか1項に記載の学習装置。
- [請求項9] 請求項1から8のいずれか1項に記載の学習装置により学習された前記抽出モデルが適用されてなり、前記対象画像の入力により該対象

画像に含まれるグラフ構造の抽出結果を出力する抽出部を備えたグラフ構造抽出装置。

[請求項10] 前記グラフ構造の抽出結果に応じて、前記対象画像に含まれる前記管状構造物にラベリングを行うラベリング部と、

前記管状構造物がラベリングされた対象画像を表示部に表示する表示制御部とをさらに備えた請求項9に記載のグラフ構造抽出装置。

[請求項11] 請求項1から8のいずれか1項に記載の学習装置により学習された前記抽出モデルを含む学習済み抽出モデル。

[請求項12] 1以上の管状構造物が含まれる対象画像から、前記管状構造物のグラフ構造を構成する複数のノードの特徴ベクトルを抽出する抽出モデルに、学習用画像および該学習用画像に含まれるグラフ構造の正解データを入力することにより、該学習用画像における前記グラフ構造上のノード間の損失を、同一の前記グラフ構造に属するノード間の特徴ベクトルの距離と、前記ノード間の前記グラフ構造の経路上の距離であるトポロジカル距離との誤差に基づいて導出し、

前記損失に基づいて前記抽出モデルを学習する学習方法。

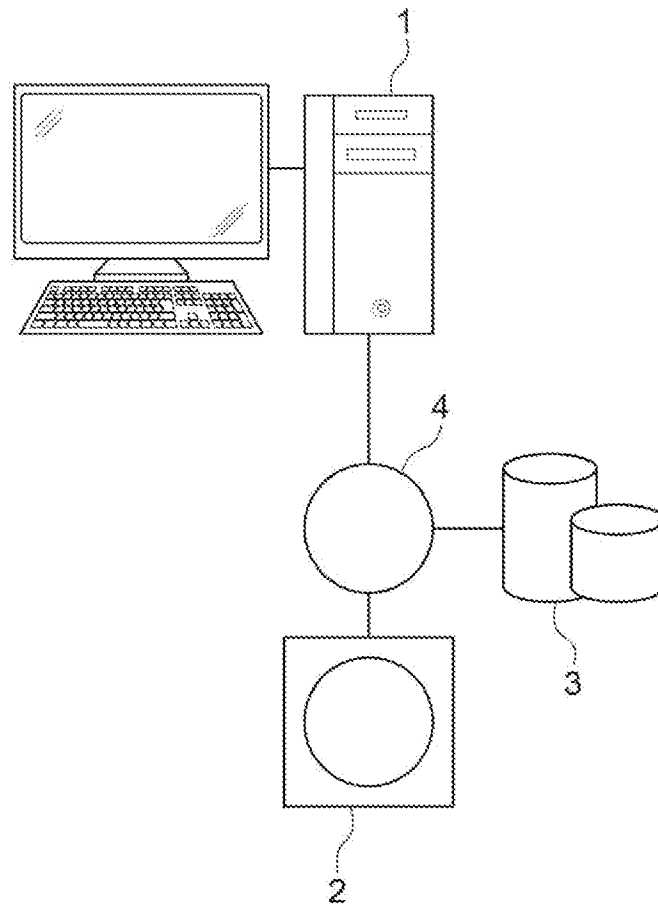
[請求項13] 請求項12に記載の学習方法により学習された前記抽出モデルが適用されてなり、前記対象画像の入力により該対象画像に含まれるグラフ構造の抽出結果を出力するグラフ構造抽出方法。

[請求項14] 1以上の管状構造物が含まれる対象画像から、前記管状構造物のグラフ構造を構成する複数のノードの特徴ベクトルを抽出する抽出モデルに、学習用画像および該学習用画像に含まれるグラフ構造の正解データを入力することにより、該学習用画像における前記グラフ構造上のノード間の損失を、同一の前記グラフ構造に属するノード間の特徴ベクトルの距離と、前記ノード間の前記グラフ構造の経路上の距離であるトポロジカル距離との誤差に基づいて導出する手順と、

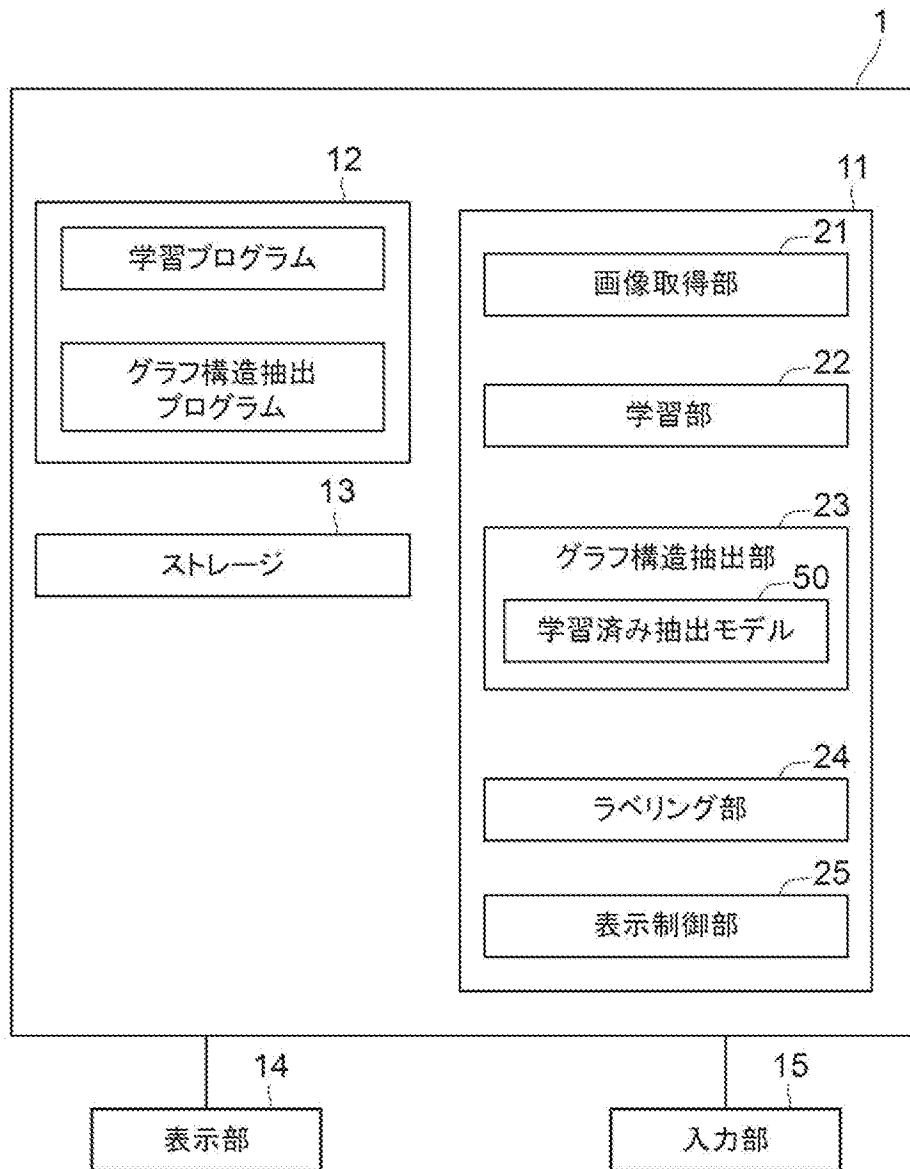
前記損失に基づいて前記抽出モデルを学習する手順とをコンピュータに実行させる学習プログラム。

[請求項15] 請求項12に記載の学習方法により学習された前記抽出モデルが適用されてなり、前記対象画像の入力により該対象画像に含まれるグラフ構造の抽出結果を出力する手順をコンピュータに実行させるグラフ構造抽出プログラム。

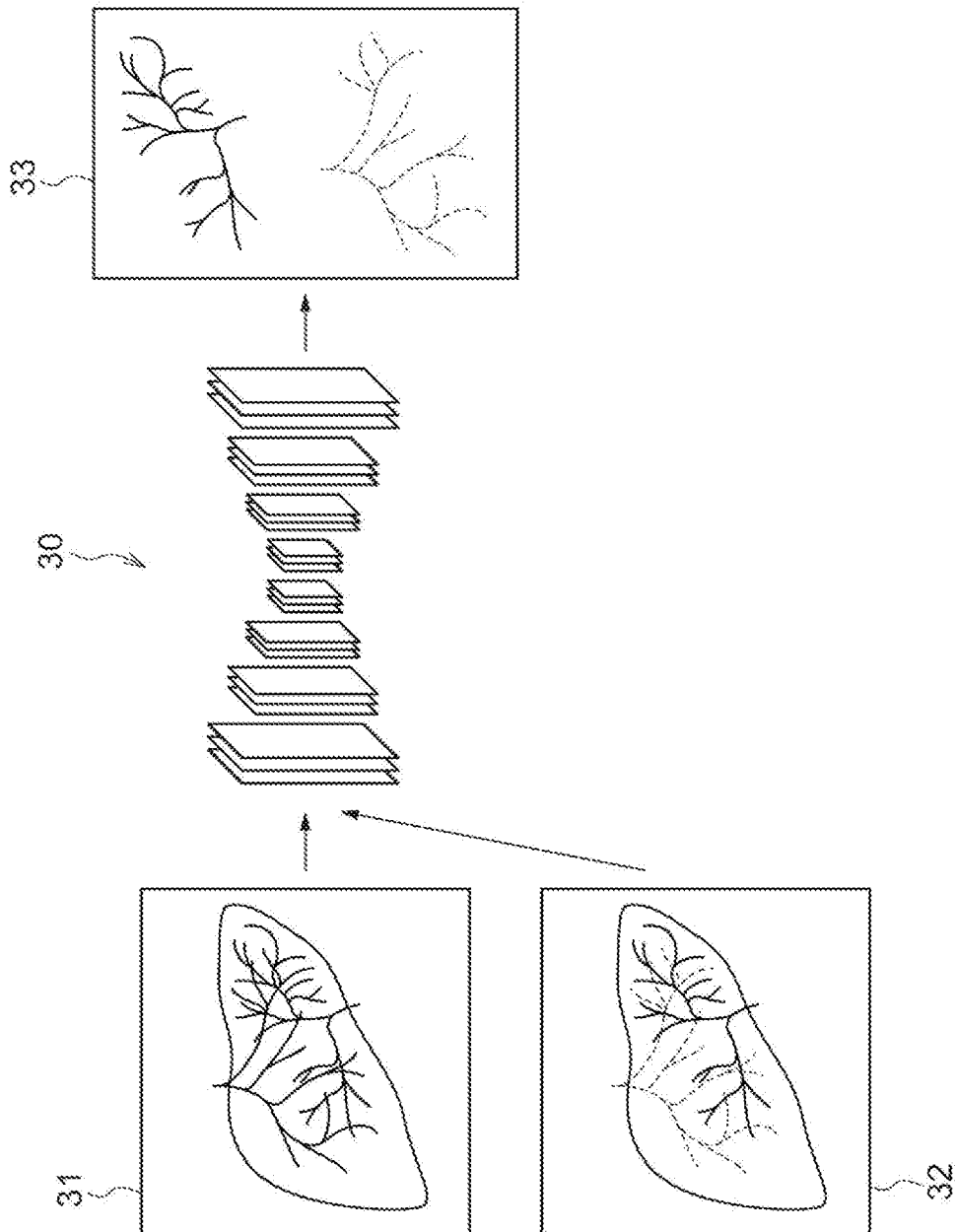
[図1]



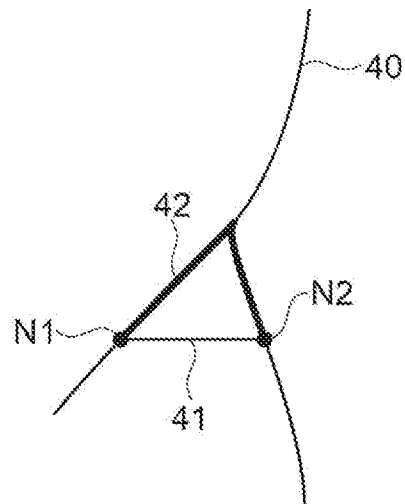
[図2]



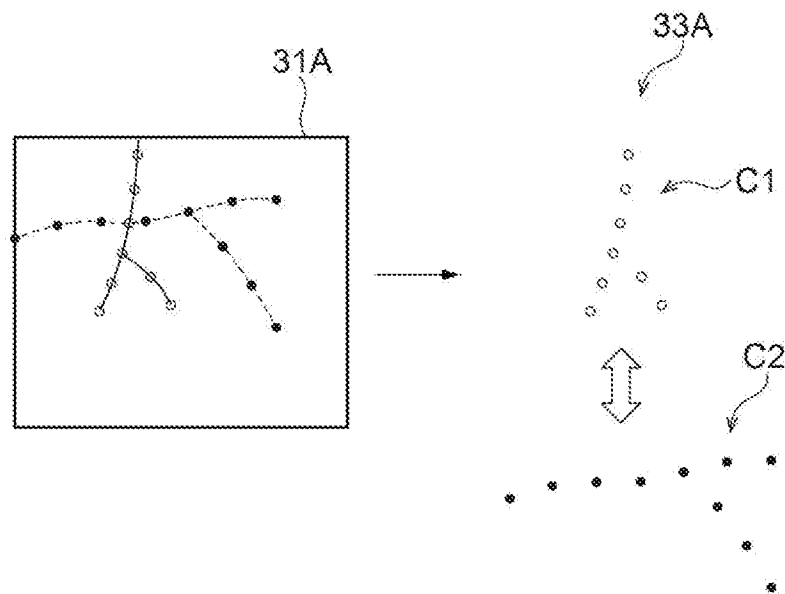
[図3]



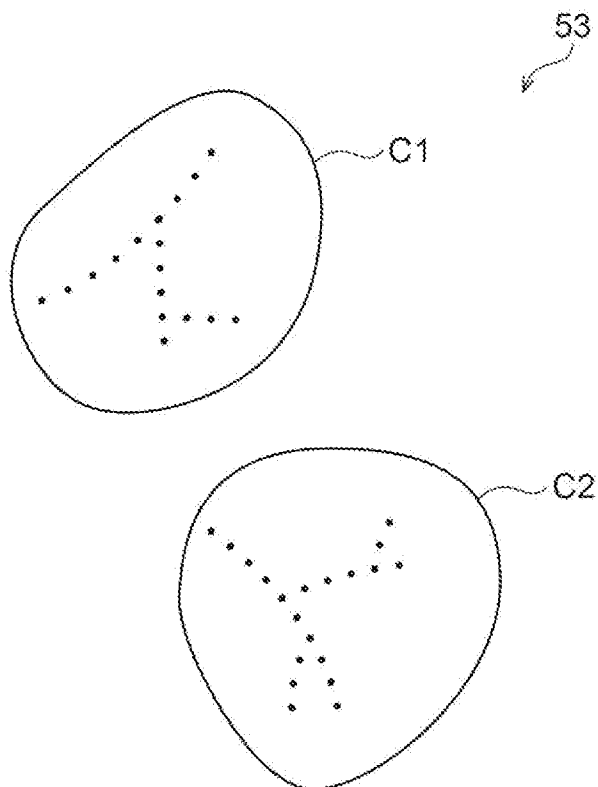
[図4]



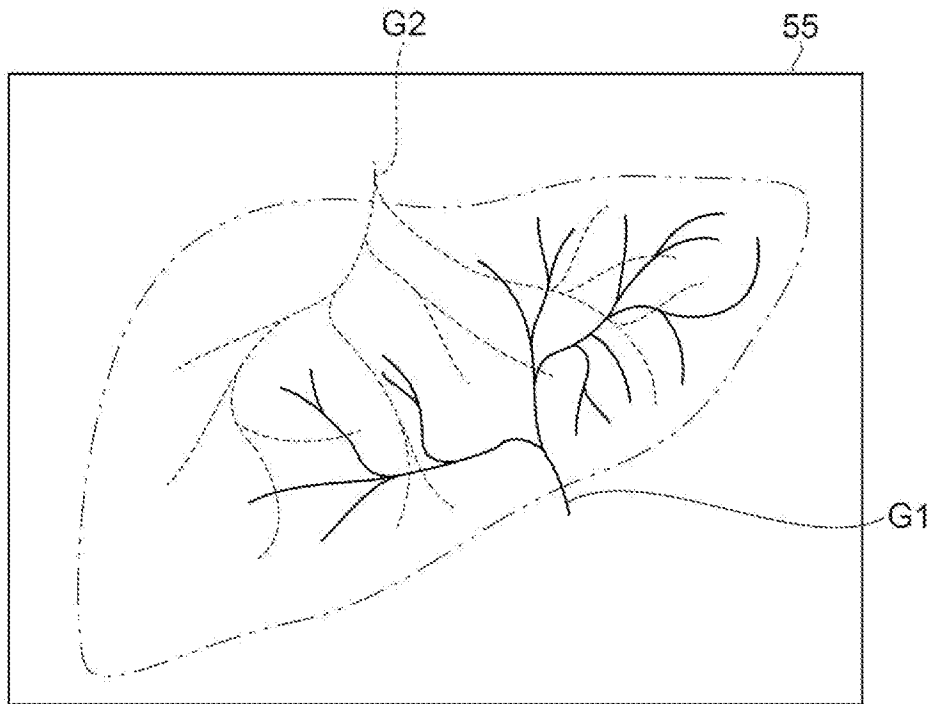
[図5]



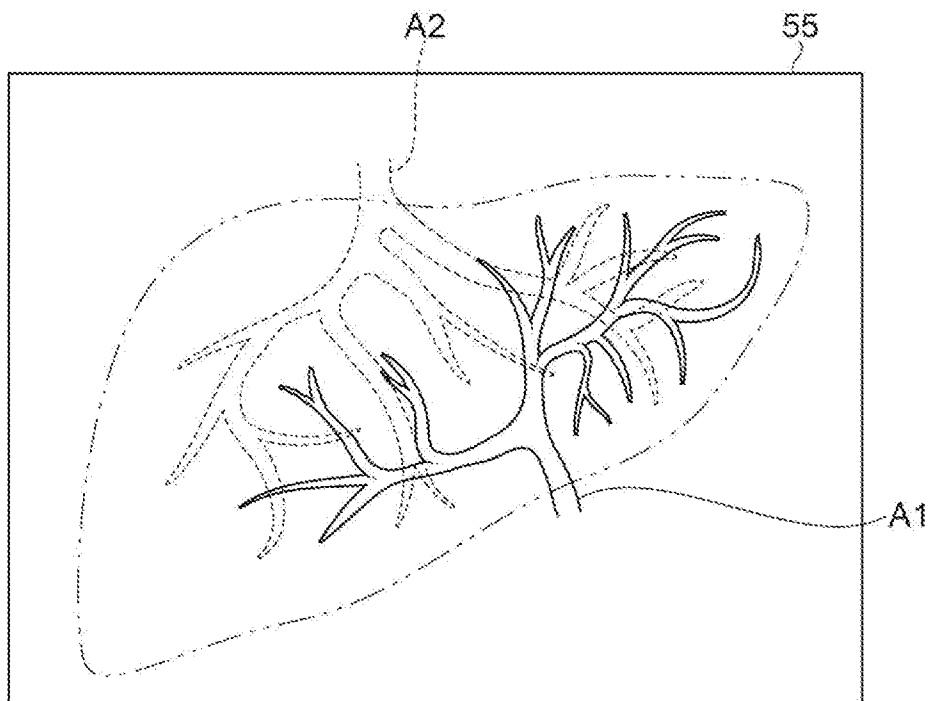
[図6]



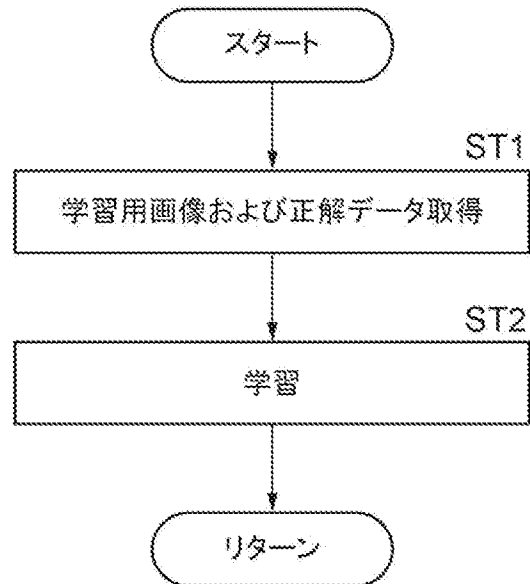
[図7]



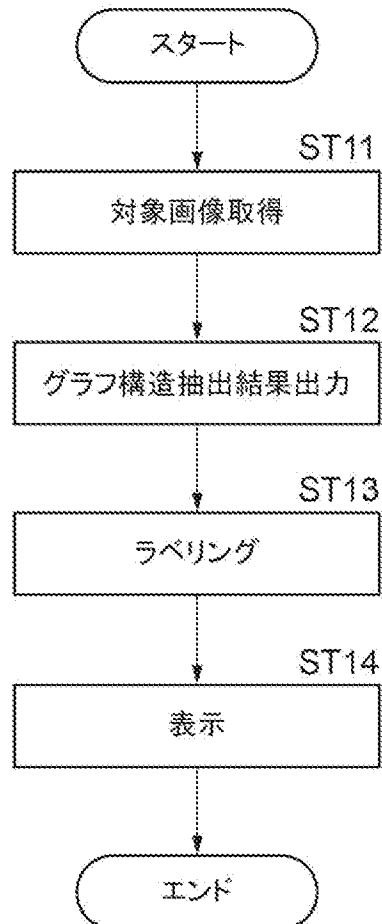
[図8]



[図9]



[図10]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2020/028416

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

A61B 6/03(2006.01)i; A61B 5/055(2006.01)i; G01T 1/161(2006.01)i; G06N 20/00(2019.01)i; G06T 7/00(2017.01)i

FI: A61B6/03 360D; A61B6/03 360G; A61B6/03 360J; A61B5/055 380;
G01T1/161 D; G06T7/00 350C; G06T7/00 612; G06N20/00; A61B6/03 360T

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)

A61B6/00-6/14, 5/055, 8/00-8/15, G01T1/161-1/164, G06N20/00, G06T7/20

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

Published examined utility model applications of Japan	1922-1996
Published unexamined utility model applications of Japan	1971-2020
Registered utility model specifications of Japan	1996-2020
Published registered utility model applications of Japan	1994-2020

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

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	US 2010/0296709 A1 (ALGOTEC SYSTEMS LTD.) 25.11.2010 (2010-11-25) entire text, all drawings	1-15
A	ROSSANT, Florence et al., "A Morphological Approach for Vessel Segmentation in Eye Fundus Images, with Quantitative Evaluation", Journal of Medical Imaging and Health Information, 2011, vol. 1, no. 1, pp. 42-49 entire text, all drawings	1-15
A	SZYMCZAK, Andrzej et al., "Coronary vessel trees from 3D imagery: A topological approach", Medical Image Analysis, 2006, vol. 10, no. 4, pp.548-559 entire text, all drawings	1-15



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
02 September 2020 (02.09.2020)

Date of mailing of the international search report
15 September 2020 (15.09.2020)

Name and mailing address of the ISA/
Japan Patent Office
3-4-3, Kasumigaseki, Chiyoda-ku,
Tokyo 100-8915, Japan

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2020/028416

C (Continuation). DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	NEKOVEI, Reza et al., "Back-Propagation Network and its Configuration for Blood Vessel Detection in Angiograms", IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL NETWORKS, 1995, vol. 6, no. 1, pp. 64-72 entire text, all drawings	1-15
A	WO 2017/199246 A1 (CATHWORKS LTD.) 23.11.2017 (2017-11-23) entire text, all drawings	1-15
A	JP 2014-236912 A (SHIMADZU CORPORATION) 18.12.2014 (2014-12-18) entire text, all drawings	1-15

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

Information on patent family members

International application No.

PCT/JP2020/028416

Patent Documents referred in the Report	Publication Date	Patent Family	Publication Date
US 2010/0296709 A1	25 Nov. 2010	(Family: none)	
WO 2017/199246 A1	23 Nov. 2017	JP 2019-521733 A	
		US 2018/0235561 A1	
JP 2014-236912 A	18 Dec. 2014	(Family: none)	

A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（IPC）） A61B 6/03(2006.01)i; A61B 5/055(2006.01)i; G01T 1/161(2006.01)i; G06N 20/00(2019.01)i; G06T 7/00(2017.01)i FI: A61B6/03 360D; A61B6/03 360G; A61B6/03 360J; A61B5/055 380; G01T1/161 D; G06T7/00 350C; G06T7/00 612; G06N20/00; A61B6/03 360T																	
B. 調査を行った分野 調査を行った最小限資料（国際特許分類（IPC）） A61B6/00-6/14, 5/055, 8/00-8/15, G01T1/161-1/164, G06N20/00, G06T7/20 最小限資料以外の資料で調査を行った分野に含まれるもの <table border="0"> <tr> <td>日本国実用新案公報</td> <td>1922-1996年</td> </tr> <tr> <td>日本国公開実用新案公報</td> <td>1971-2020年</td> </tr> <tr> <td>日本国実用新案登録公報</td> <td>1996-2020年</td> </tr> <tr> <td>日本国登録実用新案公報</td> <td>1994-2020年</td> </tr> </table> 国際調査で使用した電子データベース（データベースの名称、調査に使用した用語）			日本国実用新案公報	1922-1996年	日本国公開実用新案公報	1971-2020年	日本国実用新案登録公報	1996-2020年	日本国登録実用新案公報	1994-2020年							
日本国実用新案公報	1922-1996年																
日本国公開実用新案公報	1971-2020年																
日本国実用新案登録公報	1996-2020年																
日本国登録実用新案公報	1994-2020年																
C. 関連すると認められる文献 <table border="1"> <thead> <tr> <th>引用文献の カテゴリー*</th> <th>引用文献名 及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示</th> <th>関連する 請求項の番号</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>A</td> <td>US 2010/0296709 A1 (ALGOTEC SYSTEMS LTD.) 25.11.2010 (2010-11-25) 全文、全図</td> <td>1-15</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>ROSSANT Florence et al., "A Morphological Approach for Vessel Segmentation in Eye Fundus Images, with Quantitative Evaluation", Journal of Medical Imaging and Health Information, 2011, vol.1, No.1, pp.42-49 全文、全図</td> <td>1-15</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>SZYMCZAK, Andrzej et al., "Coronary vessel trees from 3D imagery: A topological approach", Medical Image Analysis, 2006, vol.10, no.4, pp.548-559 全文、全図</td> <td>1-15</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>NEKOVEI, Reza et al., "Back-Propagation Network and its Configuration for Blood Vessel Detection in Angiograms", IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL NETWORKS, 1995, VOL.6, NO.1, pp.64-72 全文、全図</td> <td>1-15</td> </tr> </tbody> </table>			引用文献の カテゴリー*	引用文献名 及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示	関連する 請求項の番号	A	US 2010/0296709 A1 (ALGOTEC SYSTEMS LTD.) 25.11.2010 (2010-11-25) 全文、全図	1-15	A	ROSSANT Florence et al., "A Morphological Approach for Vessel Segmentation in Eye Fundus Images, with Quantitative Evaluation", Journal of Medical Imaging and Health Information, 2011, vol.1, No.1, pp.42-49 全文、全図	1-15	A	SZYMCZAK, Andrzej et al., "Coronary vessel trees from 3D imagery: A topological approach", Medical Image Analysis, 2006, vol.10, no.4, pp.548-559 全文、全図	1-15	A	NEKOVEI, Reza et al., "Back-Propagation Network and its Configuration for Blood Vessel Detection in Angiograms", IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL NETWORKS, 1995, VOL.6, NO.1, pp.64-72 全文、全図	1-15
引用文献の カテゴリー*	引用文献名 及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示	関連する 請求項の番号															
A	US 2010/0296709 A1 (ALGOTEC SYSTEMS LTD.) 25.11.2010 (2010-11-25) 全文、全図	1-15															
A	ROSSANT Florence et al., "A Morphological Approach for Vessel Segmentation in Eye Fundus Images, with Quantitative Evaluation", Journal of Medical Imaging and Health Information, 2011, vol.1, No.1, pp.42-49 全文、全図	1-15															
A	SZYMCZAK, Andrzej et al., "Coronary vessel trees from 3D imagery: A topological approach", Medical Image Analysis, 2006, vol.10, no.4, pp.548-559 全文、全図	1-15															
A	NEKOVEI, Reza et al., "Back-Propagation Network and its Configuration for Blood Vessel Detection in Angiograms", IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL NETWORKS, 1995, VOL.6, NO.1, pp.64-72 全文、全図	1-15															
☒ C欄の続きにも文献が列挙されている。 ☒ パテントファミリーに関する別紙を参照。																	
* 引用文献のカテゴリー "A" 特に関連のある文献ではなく、一般的な技術水準を示すもの "E" 国際出願日前の出願または特許であるが、国際出願日以後に公表されたもの "I" 優先権主張に疑義を提起する文献又は他の文献の発行日若しくは他の特別な理由を確立するために引用する文献（理由を付す） "O" 口頭による開示、使用、展示等に言及する文献 "P" 国際出願日前で、かつ優先権の主張の基礎となる出願の日の後に公表された文献 "T" 国際出願日又は優先日後に公表された文献であって出願と抵触するものではなく、発明の原理又は理論の理解のために引用するもの "X" 特に関連のある文献であって、当該文献のみで発明の新規性又は進歩性がないと考えられるもの "Y" 特に関連のある文献であって、当該文献と他の1以上の文献との、当業者にとって自明である組合せによって進歩性がないと考えられるもの "&" 同一パテントファミリー文献																	
国際調査を完了した日 02.09.2020		国際調査報告の発送日 15.09.2020															
名称及びあて先 日本国特許庁(ISA/JP) 〒100-8915 日本国 東京都千代田区霞が関三丁目4番3号		権限のある職員（特許庁審査官） 松岡 智也 2U 3107 電話番号 03-3581-1101 内線 3292															

C. 関連すると認められる文献		
引用文献の カテゴリー*	引用文献名 及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示	関連する 請求項の番号
A	WO 2017/199246 A1 (CATHWORKS LTD.) 23.11.2017 (2017 - 11 - 23) 全文、全図	1-15
A	JP 2014-236912 A (株式会社島津製作所) 18.12.2014 (2014 - 12 - 18) 全文、全図	1-15

国際調査報告
 パテントファミリーに関する情報

国際出願番号

PCT/JP2020/028416

引用文献			公表日	パテントファミリー文献	公表日
US	2010/0296709	A1	25.11.2010	(ファミリーなし)	
WO	2017/199246	A1	23.11.2017	JP 2019-521733	A
				US 2018/0235561	A1
JP	2014-236912	A	18.12.2014	(ファミリーなし)	