(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
2024年4月4日(04.04.2024)

WIPO | PCT

(10) 国際公開番号
WO 2024/071321 A1

(51) 国際特許分類:
A61B 8/12 (2006.01) *A61B 1/045* (2006.01)
A61B 1/00 (2006.01) *A61B 1/313* (2006.01)

(21) 国際出願番号： PCT/JP2023/035479

(22) 国際出願日： 2023年9月28日(28.09.2023)

(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 2022-158098 2022年9月30日(30.09.2022) JP

(71) 出願人:テルモ株式会社(**TERUMO KABUSHIKI KAISHA**) [JP/JP]; 〒1510072 東京都渋谷区幡ヶ谷二丁目４４番１号 Tokyo (JP).

(72) 発明者:楠 耕太郎(**KUSU, Kohtaroh**); 〒2590151 神奈川県足柄上郡中井町井ノ口１５００番地 テルモ株式会社内 Kanagawa (JP).

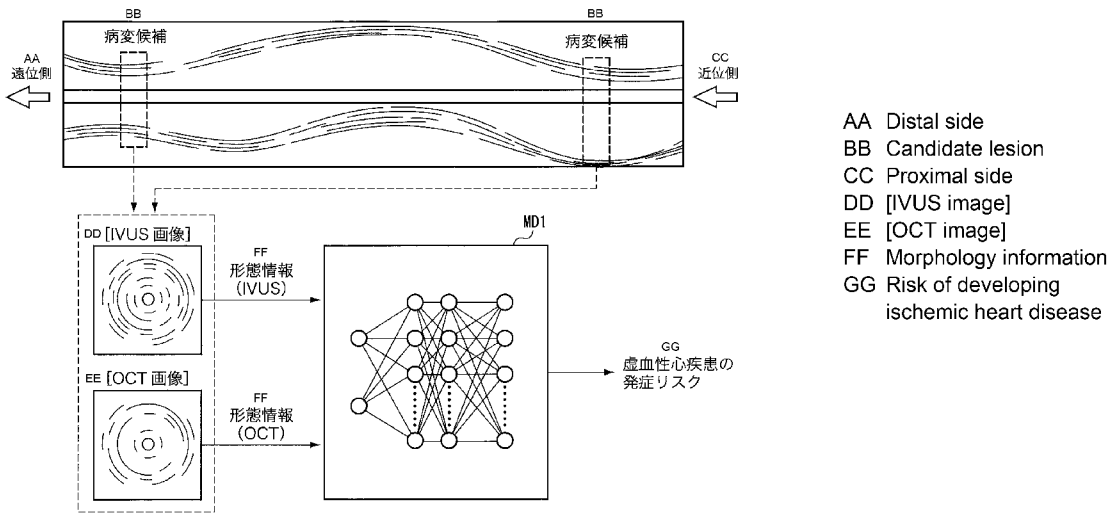
(74) 代理人:河野 英仁，外(**KOHNO, Hideto** et al.); 〒5400035 大阪府大阪市中央区釣鐘町二丁目４番３号 河野特許事務所 Osaka (JP).

(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, CV, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IQ, IR, IS, IT, JM, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, MG, MK, MN, MU, MW, MX, MY,

(54) **Title:** COMPUTER PROGRAM, INFORMATION PROCESSING METHOD, AND INFORMATION PROCESSING DEVICE

(54) 発明の名称： コンピュータプログラム、情報処理方法及び情報処理装置

[図6]



(57) **Abstract:** Provided are a computer program, an information processing method, and an information processing device. This computer program causes a computer to execute processing comprising: acquiring an ultrasound tomography image and an optical coherence tomography image of blood vessels; identifying a candidate lesion in the blood vessels; extracting a first feature related to the morphology of the candidate lesion from the ultrasound tomography image and a second feature related to the morphology of the candidate lesion from the optical coherence tomography image; inputting the first feature and the second feature extracted to a trained model that has been trained to output information related to the risk of developing ischemic heart disease upon input of features related to the morphology of a candidate lesion;

WO 2024/071321 A1

[続葉有]

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, CV, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SC, 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, ME, 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)）

performing computation using the trained model; and outputting information related to the risk of developing ischemic heart disease obtained from the trained model.

(57) 要約：コンピュータプログラム、情報処理方法及び情報処理装置の提供。 血管の超音波断層画像及び光干渉断層画像を取得し、前記血管における病変候補を特定し、前記超音波断層画像から前記病変候補の形態に係る第１特徴量、前記光干渉断層画像から前記病変候補の形態に係る第２特徴量を抽出し、病変候補の形態に係る特徴量を入力した場合、虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力するよう学習された学習モデルに、抽出した第１特徴量及び第２特徴量を入力して、前記学習モデルによる演算を実行し、前記学習モデルより得られる虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力する処理をコンピュータに実行させる。

明　細　書

発明の名称 ：

コンピュータプログラム、情報処理方法及び情報処理装置

技術分野

[0001]　本発明は、コンピュータプログラム、情報処理方法及び情報処理装置に関する。

背景技術

[0002]　カテーテルを用いた血管内超音波（IVUS ： IntraVascular UltraSound）法によって血管の超音波断層像を含む医用画像を生成し、血管内の超音波検査が行われている。一方で、医師の診断の補助を目的に、医用画像に画像処理や機械学習により情報を付加する技術の開発が行われている（例えば、特許文献１を参照）。特許文献１に開示されている技術では、管腔壁やステントなどの特徴を血管画像から個別に抽出することが可能である。

先行技術文献

特許文献

[0003] 特許文献1：特表２０１６－５２５８９３号公報

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0004]　しかしながら、特許文献１に開示されている技術では、虚血性心疾患の発症リスクを予測することは困難である。

[0005]　一つの側面では、虚血性心疾患の発症リスクを予測することができるコンピュータプログラム、情報処理方法及び情報処理装置を提供することを目的とする。

課題を解決するための手段

[0006]　（１）一つの側面に係るコンピュータプログラムは、血管の超音波断層画像及び光干渉断層画像を取得し、前記血管における病変候補を特定し、前記

超音波断層画像から前記病変候補の形態に係る第１特徴量、前記光干渉断層画像から前記病変候補の形態に係る第２特徴量を抽出し、病変候補の形態に係る特徴量を入力した場合、虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力するよう学習された学習モデルに、抽出した第１特徴量及び第２特徴量を入力して、前記学習モデルによる演算を実行し、前記学習モデルより得られる虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力する処理をコンピュータに実行させるためのコンピュータプログラムである。

[0007] （２）上記（１）のコンピュータプログラムにおいて、前記第１特徴量は、減衰性プラーク、リモデリング・インデックス、石灰化プラーク、新生血管、及びプラークボリュームの少なくとも１つに関する特徴量であることが好ましい。

[0008] （３）上記（１）又は（２）のコンピュータプログラムにおいて、前記第２特徴量は、線維性被膜の厚み、新生血管、石灰化プラーク、脂質性プラーク、及びマクロファージの浸潤の少なくとも１つに関する特徴量であることが好ましい。

[0009] （４）上記（１）から（３）の何れか１つのコンピュータプログラムにおいて、取得した超音波断層画像又は光断層画像に基づき、血管の病変候補を特定することが好ましい。

[0010] （５）一つの側面に係るコンピュータプログラムは、血管の超音波断層画像及び光干渉断層画像を取得し、血管の超音波断層画像及び光干渉断層画像を入力した場合、虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力するよう学習された学習モデルに、取得した超音波断層画像及び光干渉断層画像を入力して、前記学習モデルによる演算を実行し、前記学習モデルより得られる虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力する処理をコンピュータに実行させるためのコンピュータプログラムである。

[0011] （６）上記（１）から（５）の何れか１つのコンピュータプログラムにおいて、前記血管から複数の病変候補を特定した場合、特定した病変候補の夫々について、虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力することが好まし

い。

[0012] （７）上記（６）のコンピュータプログラムにおいて、前記病変候補の夫々について、前記発症リスクの時系列推移を示す情報を出力することが好ましい。

[0013] （８）一つの側面に係る情報処理方法は、血管の超音波断層画像及び光干渉断層画像を取得し、前記血管における病変候補を特定し、前記超音波断層画像から前記病変候補の形態に係る第１特徴量、前記光干渉断層画像から前記病変候補の形態に係る第２特徴量を抽出し、病変候補の形態に係る特徴量を入力した場合、虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力するよう学習された学習モデルに、抽出した第１特徴量及び第２特徴量を入力して、前記学習モデルによる演算を実行し、前記学習モデルより得られる虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力する処理をコンピュータにより実行する。

[0014] （９）一つの側面に係る情報処理方法は、血管の超音波断層画像及び光干渉断層画像を取得し、血管の超音波断層画像及び光干渉断層画像を入力した場合、虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力するよう学習された学習モデルに、取得した超音波断層画像及び光干渉断層画像を入力して、前記学習モデルによる演算を実行し、前記学習モデルより得られる虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力する処理をコンピュータに実行する。

[0015] （１０）一つの側面に係る情報処理装置は、血管の超音波断層画像及び光干渉断層画像を取得する取得部と、前記血管における病変候補を特定する特定部と、前記超音波断層画像から前記病変候補の形態に係る第１特徴量、前記光干渉断層画像から前記病変候補の形態に係る第２特徴量を抽出する抽出部と、病変候補の形態に係る特徴量を入力した場合、虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力するよう学習された学習モデルに、抽出した第１特徴量及び第２特徴量を入力して、前記学習モデルによる演算を実行する演算部と、前記学習モデルより得られる虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力する出力部とを備える。

[0016] （１１）一つの側面に係る情報処理装置は、血管の超音波断層画像及び光

干渉断層画像を取得する取得部と、血管の超音波断層画像及び光干渉断層画像を入力した場合、虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力するよう学習された学習モデルに、取得した超音波断層画像及び光干渉断層画像を入力して、前記学習モデルによる演算を実行する演算部と、前記学習モデルより得られる虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力する出力部とを備える。

発明の効果

[0017] 一つの側面では、虚血性心疾患の発症リスクを予測することができる。

図面の簡単な説明

[0018] [図1]実施の形態１における画像診断装置の構成例を示す模式図である。

[図2]画像診断用カテーテルの概要を示す模式図である。

[図3]センサ部を挿通させた血管の断面を示す説明図である。

[図4A]断層画像を説明する説明図である。

[図4B]断層画像を説明する説明図である。

[図5]画像処理装置の構成例を示すブロック図である。

[図6]画像処理装置が実行する処理の概要を説明する説明図である。

[図7]実施の形態１における学習モデルの構成例を示す模式図である。

[図8]実施の形態１における画像処理装置が実行する処理の手順を説明するフローチャートである。

[図9]発症リスクの出力例を示す模式図である。

[図10]発症リスクの出力例を示す模式図である。

[図11]実施の形態２における学習モデルの構成例を示す模式図である。

[図12]実施の形態３における処理の概要を説明する説明図である。

[図13]実施の形態３における学習モデルの構成例を示す模式図である。

[図14]実施の形態３における画像処理装置が実行する処理の手順を説明するフローチャートである。

[図15]実施の形態４における学習モデルの構成例を示す模式図である。

[図16]実施の形態５における学習モデルの構成例を示す模式図である。

[図17]実施の形態６における学習モデルの構成例を示す模式図である。

[図18]実施の形態７における処理の概要を説明する説明図である。

[図19]実施の形態７における学習モデルの構成例を示す模式図である。

[図20]実施の形態７における画像処理装置が実行する処理の手順を説明するフローチャートである。

[図21]実施の形態８における学習モデルの構成例を示す模式図である。

[図22]実施の形態９における学習モデルの構成例を示す模式図である。

発明を実施するための形態

[0019] 以下、本発明をその実施の形態を示す図面に基づいて詳述する。

（実施の形態１）

図１は実施の形態１における画像診断装置１００の構成例を示す模式図である。本実施の形態では、血管内超音波診断法（ＩＶＵＳ）及び光干渉断層診断法（ＯＣＴ）の両方の機能を備えるデュアルタイプのカテーテルを用いた画像診断装置について説明する。デュアルタイプのカテーテルでは、ＩＶＵＳのみによって超音波断層画像を取得するモードと、ＯＣＴのみによって光干渉断層画像を取得するモードと、ＩＶＵＳ及びＯＣＴによって両方の断層画像を取得するモードとが設けられており、これらのモードを切り替えて使用することができる。以下、超音波断層画像及び光干渉断層画像をそれぞれＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像とも記載する。ＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像を区別して説明する必要がない場合、単に断層画像とも記載する。

[0020] 実施の形態に係る画像診断装置１００は、血管内検査装置１０１と、血管造影装置１０２と、画像処理装置３と、表示装置４と、入力装置５とを備える。血管内検査装置１０１は、画像診断用カテーテル１及びＭＤＵ（Motor Drive Unit）２を備える。画像診断用カテーテル１は、ＭＤＵ２を介して画像処理装置３に接続されている。画像処理装置３には、表示装置４及び入力装置５が接続されている。表示装置４は、例えば液晶ディスプレイ又は有機ＥＬディスプレイ等であり、入力装置５は、例えばキーボード、マウス、タッチパネル又はマイク等である。入力装置５と画像処理装置３とは、一体に構

成されていてもよい。更に入力装置５は、ジェスチャ入力又は視線入力等を受け付けるセンサであってもよい。

[0021] 血管造影装置１０２は画像処理装置３に接続されている。血管造影装置１０２は、患者の血管に造影剤を注入しながら、患者の生体外からＸ線を用いて血管を撮像し、当該血管の透視画像であるアンギオ画像を得るためのアンギオグラフィ装置である。血管造影装置１０２は、Ｘ線源及びＸ線センサを備え、Ｘ線源から照射されたＸ線をＸ線センサが受信することにより、患者のＸ線透視画像をイメージングする。なお、画像診断用カテーテル１にはＸ線を透過しないマーカが設けられており、アンギオ画像において画像診断用カテーテル１（マーカ）の位置が可視化される。血管造影装置１０２は、撮像して得られたアンギオ画像を画像処理装置３へ出力し、画像処理装置３を介して当該アンギオ画像を表示装置４に表示させる。なお、表示装置４には、アンギオ画像と、画像診断用カテーテル１を用いて撮像された断層画像とが表示される。

[0022] なお、本実施の形態では、画像処理装置３に、２次元のアンギオ画像を撮像する血管造影装置１０２が接続されているが、生体外の複数の方向から患者の管腔器官及び画像診断用カテーテル１を撮像する装置であれば、血管造影装置１０２に限定されない。

[0023] 図２は画像診断用カテーテル１の概要を示す模式図である。なお、図２中の上側の一点鎖線の領域は、下側の一点鎖線の領域を拡大したものである。画像診断用カテーテル１は、プローブ１１と、プローブ１１の端部に配置されたコネクタ部１５とを有する。プローブ１１は、コネクタ部１５を介してＭＤＵ２に接続される。以下の説明では画像診断用カテーテル１のコネクタ部１５から遠い側を先端側と記載し、コネクタ部１５側を基端側と記載する。プローブ１１は、カテーテルシース１１ａを備え、その先端部には、ガイドワイヤが挿通可能なガイドワイヤ挿通部１４が設けられている。ガイドワイヤ挿通部１４はガイドワイヤルーメンを構成し、予め血管内に挿入されたガイドワイヤを受け入れ、ガイドワイヤによってプローブ１１を患部まで導

くのに使用される。カテーテルシース１１ａは、ガイドワイヤ挿通部１４との接続部分からコネクタ部１５との接続部分に亘って連続する管部を形成している。カテーテルシース１１ａの内部にはシャフト１３が挿通されており、シャフト１３の先端側にはセンサ部１２が接続されている。

[0024] センサ部１２は、ハウジング１２ｄを有し、ハウジング１２ｄの先端側は、カテーテルシース１１ａの内面との摩擦や引っ掛かりを抑制するために半球状に形成されている。ハウジング１２ｄ内には、超音波を血管内に送信すると共に血管内からの反射波を受信する超音波送受信部１２ａ（以下ではＩＶＵＳセンサ１２ａという）と、近赤外光を血管内に送信すると共に血管内からの反射光を受信する光送受信部１２ｂ（以下ではＯＣＴセンサ１２ｂという）とが配置されている。図２に示す例では、プローブ１１の先端側にＩＶＵＳセンサ１２ａが設けられており、基端側にＯＣＴセンサ１２ｂが設けられており、シャフト１３の中心軸上（図２中の二点鎖線上）において軸方向に沿って距離ｘだけ離れて配置されている。画像診断用カテーテル１において、ＩＶＵＳセンサ１２ａ及びＯＣＴセンサ１２ｂは、シャフト１３の軸方向に対して略９０度となる方向（シャフト１３の径方向）を超音波又は近赤外光の送受信方向として取り付けられている。なお、ＩＶＵＳセンサ１２ａ及びＯＣＴセンサ１２ｂは、カテーテルシース１１ａの内面での反射波又は反射光を受信しないように、径方向よりややずらして取り付けられることが望ましい。本実施の形態では、例えば図２中の矢符で示すように、ＩＶＵＳセンサ１２ａは径方向に対して基端側に傾斜した方向を超音波の照射方向とし、ＯＣＴセンサ１２ｂは径方向に対して先端側に傾斜した方向を近赤外光の照射方向として取り付けられている。

[0025] シャフト１３には、ＩＶＵＳセンサ１２ａに接続された電気信号ケーブル（図示せず）と、ＯＣＴセンサ１２ｂに接続された光ファイバケーブル（図示せず）とが内挿されている。プローブ１１は、先端側から血管内に挿入される。センサ部１２及びシャフト１３は、カテーテルシース１１ａの内部で進退可能であり、また、周方向に回転することができる。センサ部１２及び

シャフト１３は、シャフト１３の中心軸を回転軸として回転する。画像診断装置１００では、センサ部１２及びシャフト１３によって構成されるイメージングコアを用いることにより、血管の内側から撮影された超音波断層画像（ＩＶＵＳ画像）、又は、血管の内側から撮影された光干渉断層画像（ＯＣＴ画像）によって血管内部の状態を測定する。

[0026] ＭＤＵ２は、コネクタ部１５によってプローブ１１（画像診断用カテーテル１）が着脱可能に取り付けられる駆動装置であり、医療従事者の操作に応じて内蔵モータを駆動することにより、血管内に挿入された画像診断用カテーテル１の動作を制御する。例えばＭＤＵ２は、プローブ１１に内挿されたセンサ部１２及びシャフト１３を一定の速度でＭＤＵ２側に向けて引っ張りながら周方向に回転させるプルバック操作を行う。センサ部１２は、プルバック操作によって先端側から基端側に移動しながら回転しつつ、所定の時間間隔で連続的に血管内を走査することにより、プローブ１１に略垂直な複数枚の横断層像を所定の間隔で連続的に撮影する。ＭＤＵ２は、ＩＶＵＳセンサ１２ａが受信した超音波の反射波データと、ＯＣＴセンサ１２ｂが受信した反射光データとを画像処理装置３へ出力する。

[0027] 画像処理装置３は、ＭＤＵ２を介してＩＶＵＳセンサ１２ａが受信した超音波の反射波データである信号データセットと、ＯＣＴセンサ１２ｂが受信した反射光データである信号データセットとを取得する。画像処理装置３は、超音波の信号データセットから超音波ラインデータを生成し、生成した超音波ラインデータに基づいて血管の横断層を撮像した超音波断層画像（ＩＶＵＳ画像）を構築する。また、画像処理装置３は、反射光の信号データセットから光ラインデータを生成し、生成した光ラインデータに基づいて血管の横断層を撮像した光干渉断層画像（ＯＣＴ画像）を構築する。ここで、ＩＶＵＳセンサ１２ａ及びＯＣＴセンサ１２ｂが取得する信号データセットと、信号データセットから構築される断層画像とについて説明する。

[0028] 図３はセンサ部１２を挿通させた血管の断面を示す説明図であり、図４Ａ及び図４Ｂは断層画像を説明する説明図である。まず、図３を用いて、血管

内におけるＩＶＵＳセンサ１２ａ及びＯＣＴセンサ１２ｂの動作と、ＩＶＵＳセンサ１２ａ及びＯＣＴセンサ１２ｂによって取得される信号データセット（超音波ラインデータ及び光ラインデータ）について説明する。イメージングコアが血管内に挿通された状態で断層画像の撮像が開始されると、イメージングコアが矢符で示す方向に、シャフト１３の中心軸を回転中心として回転する。このとき、ＩＶＵＳセンサ１２ａは、各回転角度において超音波の送信及び受信を行う。ライン１，２，…５１２は各回転角度における超音波の送受信方向を示している。本実施の形態では、ＩＶＵＳセンサ１２ａは、血管内において３６０度回動（１回転）する間に５１２回の超音波の送信及び受信を断続的に行う。ＩＶＵＳセンサ１２ａは、１回の超音波の送受信により、送受信方向の１ラインのデータを取得するので、１回転の間に、回転中心から放射線状に延びる５１２本の超音波ラインデータを得ることができる。５１２本の超音波ラインデータは、回転中心の近傍では密であるが、回転中心から離れるにつれて互いに疎になっていく。そこで、画像処理装置３は、各ラインの空いた空間における画素を周知の補間処理によって生成することにより、図４Ａに示すような２次元の超音波断層画像（ＩＶＵＳ画像）を生成することができる。

[0029] 同様に、ＯＣＴセンサ１２ｂも、各回転角度において測定光の送信及び受信を行う。ＯＣＴセンサ１２ｂも血管内において３６０度回動する間に５１２回の測定光の送信及び受信を行うので、１回転の間に、回転中心から放射線状に延びる５１２本の光ラインデータを得ることができる。光ラインデータについても、画像処理装置３は、各ラインの空いた空間における画素を周知の補間処理によって生成することにより、図４Ａに示すＩＶＵＳ画像と同様の２次元の光干渉断層画像（ＯＣＴ画像）を生成することができる。すなわち、画像処理装置３は、反射光と、例えば画像処理装置３内の光源からの光を分離することで得られた参照光とを干渉させることで生成される干渉光に基づいて光ラインデータを生成し、生成した光ラインデータに基づいて血管の横断層を撮像した光干渉断層画像（ＯＣＴ画像）を構築する。

[0030] このように５１２本のラインデータから生成される２次元の断層画像を１フレームのＩＶＵＳ画像又はＯＣＴ画像という。なお、センサ部１２は血管内を移動しながら走査するため、移動範囲内において１回転した各位置で１フレームのＩＶＵＳ画像又はＯＣＴ画像が取得される。即ち、移動範囲においてプローブ１１の先端側から基端側への各位置で１フレームのＩＶＵＳ画像又はＯＣＴ画像が取得されるので、図４Ｂに示すように、移動範囲内で複数フレームのＩＶＵＳ画像又はＯＣＴ画像が取得される。

[0031] 画像診断用カテーテル１は、ＩＶＵＳセンサ１２ａによって得られるＩＶＵＳ画像又はＯＣＴセンサ１２ｂによって得られるＯＣＴ画像と、血管造影装置１０２によって得られるアンギオ画像との位置関係を確認するために、Ｘ線を透過しないマーカを有する。図２に示す例では、カテーテルシース１１ａの先端部、例えばガイドワイヤ挿通部１４にマーカ１４ａが設けられており、センサ部１２のシャフト１３側にマーカ１２ｃが設けられている。このように構成された画像診断用カテーテル１をＸ線で撮像すると、マーカ１４ａ，１２ｃが可視化されたアンギオ画像が得られる。マーカ１４ａ，１２ｃを設ける位置は一例であり、マーカ１２ｃはセンサ部１２ではなくシャフト１３に設けてもよく、マーカ１４ａはカテーテルシース１１ａの先端部以外の箇所に設けてもよい。

[0032] 図５は画像処理装置３の構成例を示すブロック図である。画像処理装置３はコンピュータ（情報処理装置）であり、制御部３１、主記憶部３２、入出力部３３、通信部３４、補助記憶部３５、読取部３６を備える。画像処理装置３は、単一のコンピュータに限らず、複数のコンピュータにより構成されるマルチコンピュータであってよい。また、画像処理装置３は、サーバクライアントシステムや、クラウドサーバ、ソフトウェアによって仮想的に構築された仮想マシンであってもよい。以下の説明では、画像処理装置３が単一のコンピュータであるものとして説明する。

[0033] 制御部３１は、一又は複数のＣＰＵ（Central Processing Unit）、ＭＰＵ（Micro Processing Unit）、ＧＰＵ（Graphics Processing Unit）、ＧＰＧ

ＰＵ（General purpose computing on graphics processing units）、ＴＰＵ（Tensor Processing Unit）等の演算処理装置を用いて構成されている。制御部３１は、バスを介して画像処理装置３を構成するハードウェア各部と接続されている。

[0034] 主記憶部３２は、ＳＲＡＭ（Static Random Access Memory）、ＤＲＡＭ（Dynamic Random Access Memory）、フラッシュメモリ等の一時記憶領域であり、制御部３１が演算処理を実行するために必要なデータを一時的に記憶する。

[0035] 入出力部３３は、血管内検査装置１０１、血管造影装置１０２、表示装置４、入力装置５等の外部装置を接続するインタフェースを備える。制御部３１は、入出力部３３を介して、血管内検査装置１０１からＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像を取得し、血管造影装置１０２からアンギオ画像を取得する。また、制御部３１は、入出力部３３を介して、ＩＶＵＳ画像、ＯＣＴ画像、又はアンギオ画像の医用画像信号を表示装置４へ出力することによって、表示装置４に医用画像を表示する。更に、制御部３１は、入出力部３３を介して、入力装置５に入力された情報を受け付ける。

[0036] 通信部３４は、例えば、４Ｇ、５Ｇ、ＷｉＦｉ等の通信規格に準拠した通信インタフェースを備える。画像処理装置３は、通信部３４を介して、インターネット等の外部ネットワークに接続されるクラウドサーバ等の外部サーバと通信を行う。制御部３１は、通信部３４を介して、外部サーバにアクセスし、当該外部サーバのストレージに記憶されている各種のデータを参照するものであってもよい。また、制御部３１は、当該外部サーバと例えばプロセス間通信を行うことにより、本実施の形態における処理を協働して行うものであってもよい。

[0037] 補助記憶部３５は、ハードディスク、ＳＳＤ（Solid State Drive）等の記憶装置である。補助記憶部３５には、制御部３１が実行するコンピュータプログラムや制御部３１の処理に必要な各種データが記憶される。なお、補助記憶部３５は画像処理装置３に接続された外部記憶装置であってもよい。制

御部３１が実行するコンピュータプログラムは、画像処理装置３の製造段階において補助記憶部３５に書き込まれてもよいし、遠隔のサーバ装置が配信するものを画像処理装置３が通信にて取得して補助記憶部３５に記憶させてもよい。コンピュータプログラムは、磁気ディスク、光ディスク、半導体メモリ等の記録媒体ＲＭに読み出し可能に記録された態様であってもよく、読取部３６が記録媒体ＲＭから読み出して補助記憶部３５に記憶させてもよい。補助記憶部３５に記憶されるコンピュータプログラムの一例は、血管の病変候補について虚血性心疾患の発症リスクを予測する処理をコンピュータに実行させるための発症リスク予測プログラムＰＧである。

[0038] また、補助記憶部３５には、各種の学習モデルが記憶されてもよい。学習モデルはその定義情報によって記述される。学習モデルの定義情報は、学習モデルを構成する層の情報、各層を構成するノードの情報、ノード間の重み係数及びバイアスなどの内部パラメータを含む。内部パラメータは、所定の学習アルゴリズムによって学習される。補助記憶部３５には、学習済みの内部パラメータを含む学習モデルの定義情報が記憶される。補助記憶部３５に記憶される学習モデルの一例は、病変候補の形態情報を入力した場合、虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力するよう学習される学習モデルＭＤ１である。学習モデルＭＤ１の構成については後に詳述する。

[0039] 図６は画像処理装置３が実行する処理の概要を説明する説明図である。画像処理装置３の制御部３１は、血管における病変候補を特定する。血管（冠動脈）の壁内に、プラークと呼ばれる脂質に富んだ構造物が沈着すると、狭心症や心筋梗塞といった虚血性心疾患が発症する虞がある。血管の断面積に対するプラーク面積の比率（プラークバーデンという）は、血管における病変候補を特定するための指標の１つとなる。制御部３１は、血管内検査装置１０１からＩＶＵＳ画像を取得した際、プラークバーデンを算出することによって病変候補を特定することができる。具体的には、制御部３１は、ＩＶＵＳ画像からプラークバーデンを算出し、算出したプラークバーデンが予め設定した閾値（例えば５０％）を超えた場合、そのプラークは病変候補であ

ると特定すればよい。図６の例は、画像診断用カテーテル１のセンサ部１２をプルバック操作によって先端側（近位側）から基端側（遠位側）に移動させながらＩＶＵＳ画像を取得した結果、近位側及び遠位側の合計２箇所で病変候補が特定された様子を示している。

[0040] 病変候補の特定手法は、プラークバーデンを算出する手法に限定されない。例えば、制御部３１は、ＩＶＵＳ画像からプラーク領域、石灰化領域、血栓領域等の領域を識別するよう学習される学習モデルを用いて、病変候補を特定してもよい。学習モデルとして、ＣＮＮ（Convolutional neural network）、Ｕ－ｎｅｔ、ＳｅｇＮｅｔ、ＶｉＴ（Vision Transformer）、ＳＳＤ（Single Shot Detector）、ＳＶＭ（Support Vector Machine）、ベイジアンネットワーク、回帰木等により構成される物体検出用の学習モデルやセグメンテーション用の学習モデルを用いることができる。また、制御部３１は、ＩＶＵＳ画像に代えて、ＯＣＴ画像又はアンギオ画像から病変候補を特定してもよい。

[0041] 制御部３１は、特定した病変候補について形態情報を抽出する。形態情報は、病変の進行度合いに応じて変化し得る体積、面積、長さ、厚み等の形態的な情報を表す。ＩＶＵＳ画像は、得られる画像の解像度という点ではＯＣＴ画像よりは低いものの、ＯＣＴ画像より深い血管組織の像が得られる。制御部３１は、ＩＶＵＳ画像から、プラーク（脂質コア）の体積や面積、新生血管の長さや太さなどの形態に係る特徴量（第１特徴量）を形態情報として抽出する。一方、ＯＣＴ画像では、血管内腔面から比較的浅い組織までの像しか得られないが、血管の内腔面に対して高い解像度の画像が得られる。制御部３１は、ＯＣＴ画像から、線維性被膜の厚み、マクロファージが浸潤している面積などの形態に係る特徴量（第２特徴量）を形態情報として抽出することができる。

[0042] 制御部３１は、抽出した形態情報を学習モデルＭＤ１に入力し、学習モデルＭＤ１による演算を実行することによって、虚血性心疾患の発症リスクを推定する。なお、病変候補の特定において、複数の病変候補が特定された場

合、形態情報を抽出する処理と、学習モデルＭＤ１を用いて虚血性心疾患の発症リスクを推定する処理とをそれぞれの病変候補について行えばよい。

[0043] 図７は実施の形態１における学習モデルＭＤ１の構成例を示す模式図である。学習モデルＭＤ１は、例えば、入力層ＬＹ１１、中間層ＬＹ１２ａ，１２ｂ、及び出力層ＬＹ１３を備える。図７の例では、入力層ＬＹ１１を１つとしているが、２つ以上の入力層を備える構成であってもよい。また、図７の例では、２つの中間層ＬＹ１２ａ，１２ｂを記載しているが、中間層の数は２つに限定されず、３つ以上であってもよい。学習モデルＭＤ１の一例は、ＤＮＮ（Deep Neural Network）である。代替的に、ＶｉＴ、ＳＶＭ、ＸＧＢｏｏｓｔ（eXtreme Gradient Boosting）、ＬｉｇｈｔＧＢＭ（Light Gradient Boosting Machine）、などが用いられてもよい。

[0044] 学習モデルＭＤ１を構成する各層は、１つ又は複数のノードを備える。各層のノードは、前後の層に設けられたノードと一方向に所望の重みおよびバイアスで結合されている。入力層ＬＹ１１のノードの数と同数の成分を有するベクトルデータが学習モデルＭＤ１の入力データとして与えられる。実施の形態１における入力データは、ＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像から抽出した形態情報である。

[0045] 入力層ＬＹ１１の各ノードに与えられたデータは、最初の中間層ＬＹ１２ａに与えられる。その中間層ＬＹ１２ａにおいて重み係数及びバイアスを含む活性化関数を用いて出力が算出され、算出された値が次の中間層ＬＹ１２ｂに与えられ、以下同様にして出力層ＬＹ１３の出力が求められるまで次々と後の層に伝達される。

[0046] 出力層ＬＹ１３は、虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力する。出力層ＬＹ１３による出力形態は任意である。例えば、出力層ＬＹ１３にｎ個（ｎは１以上の整数）を設け、１個目のノードから発症リスクがＲ１％である確率（＝Ｐ１）、２個目のノードから発症リスクがＲ２％である確率（＝Ｐ２）、…、ｎ個目のノードから発症リスクがＲｎ％である確率（＝Ｐｎ）を出力してもよい。画像処理装置３の制御部３１は、学習モデルＭＤ１の出

力層ＬＹ１３から出力される情報を参照し、確率が最も高いものを虚血性心疾患の発症リスクとして推定することができる。

[0047] また、所定年数以内（例えば３年以内）の発症の有無を予測するように学習モデルＭＤ１を構築し、出力層ＬＹ１３から０（＝発症しない）又は１（＝発症する）の情報を出力する構成としてもよい。更に、所定年数以内（例えば３年以内）に発症する確率を計算するように学習モデルＭＤ１を構築し、出力層ＬＹ１３から確率（０～１の実数値）を出力する構成としてもよい。これらの場合、出力層ＬＹ１３に設けられるノードは１つであってもよい。

[0048] 学習モデルＭＤ１は、所定の学習アルゴリズムに従って学習され、内部パラメータ（重み係数、バイアス等）が決定される。具体的には、病変候補から抽出した形態情報と、その病変候補を責任病変として後に虚血性心疾患が発症したか否かを示す正解情報とを含む多数のデータセットを訓練データに用いて、誤差逆伝搬法などのアルゴリズムを用いて学習することにより、ノード間の重み係数及びバイアスを含む学習モデルＭＤ１の内部パラメータを決定することができる。本実施の形態では、学習済みの学習モデルＭＤ１が補助記憶部３５に記憶される。

[0049] なお、本実施の形態では、学習モデルＭＤ１から虚血性心疾患（IHD : Ischemic Heart Disease）に係る発症リスクに係る情報を出力する構成としたが、急性冠症候群（ACS : Acute coronary syndrome）に限定して、その発症リスクに係る情報を出力する構成としてもよく、急性心筋梗塞（AMI : Acute Myocardial Infarction）に限定して、その発症リスクに係る情報を出力する構成としてもよい。

[0050] また、本実施の形態では、学習モデルＭＤ１が補助記憶部３５に記憶されており、画像処理装置３の制御部３１にて学習モデルＭＤ１による演算を実行する構成としたが、学習モデルＭＤ１を外部サーバにインストールし、通信部３４を介して外部サーバにアクセスすることにより、学習モデルＭＤ１による演算を外部サーバに実行させる構成としてもよい。この場合、画像処

理装置３の制御部３１は、ＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像から抽出した形態情報を通信部３４より外部サーバへ送信し、学習モデルＭＤ１による演算結果を通信により取得して、虚血性心疾患の発症リスクを推定すればよい。

[0051] また、本実施の形態では、あるタイミングで撮像されたＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像から抽出した形態情報を基に、そのタイミングにおける発症リスクを推定する構成としたが、複数のタイミングで撮像されたＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像から、各タイミングでの形態情報を抽出し、それらを学習モデルＭＤ１に入力することによって、発症リスクの時系列推移を導出してもよい。時系列推移を導出する学習モデルとして、ｓｅｑ２ｓｅｑ（sequence to sequence）などのリカレントニューラルネットワーク、ＸＧＢｏｏｓｔ、ＬｉｇｈｔＧＢＭ等を利用することができる。時系列推移を導出する学習モデルは、複数のタイミングで撮像されたＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像と、それらのＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像において虚血性心疾患が発症しているか否かを示す正解情報とを含むデータセットを訓練データに用いて学習することにより生成される。

[0052] 以下、画像処理装置３の動作について説明する。

図８は実施の形態１における画像処理装置３が実行する処理の手順を説明するフローチャートである。画像処理装置３の制御部３１は、学習モデルＭＤ１の学習を終えた後の運用フェーズにおいて、補助記憶部３５に記憶された発症リスク予測プログラムＰＧを実行することにより、以下の処理を行う。制御部３１は、入出力部３３を通じて、血管内検査装置１０１により撮像されるＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像を取得する（ステップＳ１０１）。本実施の形態では、プローブ１１（画像診断用カテーテル１）をプルバック操作によって先端側（近位側）から基端側（遠位側）に移動させながら、所定の時間間隔で連続的に血管内を撮像してＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像を生成する。制御部３１は、フレーム順次にＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像を取得してもよく、複数のフレームからなるＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像が血管内検査装置１０１で生成された後、生成されたＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像を取得

してもよい。

[0053] また、制御部３１は、虚血性心疾患の発症リスクを推定するために、発症前の患者について撮像されたＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像を取得してもよく、虚血性心疾患の再発症リスクを推定するために、ＰＣＩ（経皮的冠動脈インターベンション）などの処置後、経過観察のために撮像されたＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像を取得してもよい。また、発症リスクの時系列推移を導出するために、複数のタイミングで撮像されたＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像を取得してもよい。更に、制御部３１は、ＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像に加え、血管造影装置１０２からアンギオ画像を取得してもよい。

[0054] 制御部３１は、患者の血管について病変候補を特定する（ステップＳ１０２）。制御部３１は、例えば、ＩＶＵＳ画像からプラークバーデンを算出し、算出したプラークバーデンが予め設定した閾値（例えば５０％）を超えたか否かを判断することによって病変候補を特定する。代替的に、制御部３１は、ＩＶＵＳ画像、ＯＣＴ画像、又はアンギオ画像から、石灰化領域、血栓領域等の領域を識別するよう学習された学習モデルを用いて、病変候補を特定してもよい。ステップＳ１０２では、１又は複数の病変候補を特定すればよい。

[0055] 制御部３１は、特定した病変候補について形態情報を抽出する（ステップＳ１０３）。制御部３１は、ＩＶＵＳ画像から、減衰性プラーク（脂質コア）、リモデリング・インデックス、石灰化プラーク、新生血管、プラークボリュームなどの病変候補の形態に係る特徴量（第１特徴量）を抽出する。ここで、リモデリング・インデックスは、病変部の血管断面積／（（近位対象部位の血管断面積＋遠位対象部位の血管断面積）／２）により算出される指標である。この指標は、プラークボリュームの増加に伴い、血管外径も膨らんでいる病変はリスクが高いことに着目した指標である。なお、近位対象部位は病変部より近位側の比較的正常な部位を表し、遠位対象部位は病変部より遠位側の比較的正常な部位を表す。また、制御部３１は、ＯＣＴ画像から、線維性被膜の厚み、新生血管、石灰化プラーク、脂質性プラーク、マクロ

ファージの浸潤などの病変候補の形態に係る特徴量（第２特徴量）を抽出する。

[0056] 制御部３１は、抽出した形態情報を学習モデルＭＤ１に入力し、学習モデルＭＤ１による演算を実行する（ステップＳ１０４）。制御部３１は、学習モデルＭＤ１の入力層ＬＹ１１に設けられたノードに第１特徴量及び第２特徴量を与え、学習済みの内部パラメータ（重み係数及びバイアス）に従って中間層ＬＹ１２における演算を順次実行する。学習モデルＭＤ１による演算結果は出力層ＬＹ１３の各ノードから出力される。

[0057] 制御部３１は、学習モデルＭＤ１の出力層ＬＹ１３から出力される情報を参照し、虚血性心疾患の発症リスクを推定する（ステップＳ１０５）。出力層ＬＹ１３の各ノードからは、例えば発症リスクの確率に関する情報が出力されるので、制御部３１は、確率が最も高いノードを選択することによって、発症リスクを推定することができる。制御部３１は、複数のタイミングで撮像されたＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像から形態情報を抽出し、各タイミングの形態情報を学習モデルＭＤ１に入力して演算を行うことにより、発症リスクの時系列推移を導出してもよい。

[0058] 制御部３１は、特定した病変候補が他に存在するか否かを判断する（ステップＳ１０６）。特定した病変候補が他に存在すると判断した場合（Ｓ１０６：ＹＥＳ）、制御部３１は、処理をステップＳ１０３へ戻す。

[0059] 特定した病変候補が他に存在しないと判断した場合（Ｓ１０６：ＮＯ）、制御部３１は、ステップＳ１０５で推定した発症リスクの情報を出力する（ステップＳ１０７）。

[0060] なお、図８のフローチャートでは、病変候補毎にステップＳ１０３～Ｓ１０５の処理を実行し、発症リスクを推定する手順としたが、ステップＳ１０２で複数の病変候補を特定した場合、全ての病変候補に対してまとめてステップＳ１０３～Ｓ１０５の処理を実行してもよい。この場合、病変候補毎に処理を循環させる必要がなくなるので、処理速度の向上が見込まれる。

[0061] 図９及び図１０は発症リスクの出力例を示す模式図である。制御部３１は

、図９に示すように、病変候補毎の発症リスクの高低を示すグラフを生成し、生成したグラフを表示装置４に表示させる。また、制御部３１は、図１０に示すように、病変候補毎の発症リスクの時系列推移を示すグラフを生成し、生成したグラフを表示装置４に表示させてもよい。また、図９及び図１０では、「病変候補１」～「病変候補３」のそれぞれについて発症リスクの高低をグラフにより示しているが、各病変候補が血管のどの部位に該当するのかを明示するために、血管の縦断層画像若しくはアンギオ画像にマーカを付してグラフと共に表示してもよい。制御部３１は、表示装置４にグラフを表示する構成に代えて、通信部３４を通じて、発症リスクの情報（数値情報若しくはグラフ）を外部端末や外部サーバに通知してもよい。

[0062] 以上のように、実施の形態１では、ＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像の双方から形態情報を抽出し、抽出した形態情報を基に虚血性心疾患の発症リスクを推定するので、従来困難であるとされた虚血性心疾患の発症リスクを精度良く推定することができる。

[0063] 特に、心筋梗塞は、責任病変に起因して再発症する可能性よりも、非責任病変に起因して再発症する可能性の方が高いことが知られている。責任病変は、虚血性心疾患の発症に起因した病変であり、必要に応じてＰＣＩなどの処置が施される。一方、非責任病変は、虚血性心疾患の発症に起因しない病変であり、ＰＣＩなどの処置が施されることは少ない。上記の手順により、ＰＣＩなどの処置後に取得したＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像から、虚血性心疾患の発症リスクが高いと推定した場合（すなわち、再発症するリスクが高いと推定した場合）、該当する病変候補に対してＰＣＩなどの処置を施すことにより、再発症のリスクを低減させることができる。

[0064]（実施の形態２）

実施の形態２では、ＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像から直接的に虚血性心疾患の発症リスクを推定する構成について説明する。

画像診断装置１００の全体構成、画像処理装置３の内部構成等については、実施の形態１と同様であるため、その説明を省略することとする。

[0065] 図１１は実施の形態２における学習モデルＭＤ２の構成例を示す模式図である。学習モデルＭＤ２は、例えば、入力層ＬＹ２１、中間層ＬＹ２２、及び出力層ＬＹ２３を備える。学習モデルＭＤ２の一例は、ＣＮＮによる学習モデルである。代替的に、学習モデルＭＤ２は、Ｒ－ＣＮＮ（Region-based CNN）、ＹＯＬＯ（You Only Look Once）、ＳＳＤ、ＳＶＭ、決定木等に基づく学習モデルであってもよい。

[0066] 入力層ＬＹ２１には、ＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像が入力される。入力層ＬＹ２１に入力されたＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像のデータは中間層ＬＹ２２に与えられる。

[0067] 中間層ＬＹ２２は、畳み込み層、プーリング層、及び全結合層等により構成される。畳み込み層とプーリング層とは交互に複数設けられてもよい。畳み込み層及びプーリング層は、各層のノードを用いた演算によって、入力層ＬＹ２１より入力されるＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像の特徴を抽出する。全結合層は、畳み込み層及びプーリング層によって特徴部分が抽出されたデータを１つのノードに結合し、活性化関数によって変換された特徴変数を出力する。特徴変数は、全結合層を通じて出力層へ出力される。

[0068] 出力層ＬＹ２３は、１つ又は複数のノードを備える。出力層ＬＹ２３による出力形態は任意である。例えば、出力層ＬＹ２３は、中間層ＬＹ２２の全結合層から入力される特徴変数に基づき、虚血性心疾患の発症リスク毎に確率を計算し、各ノードから出力する。この場合、出力層ＬＹ２３にｎ個（ｎは１以上の整数）を設け、１個目のノードから発症リスクがＲ１％である確率（＝Ｐ１）、２個目のノードから発症リスクがＲ２％である確率（＝Ｐ２）、…、ｎ個目のノードから発症リスクがＲｎ％である確率（＝Ｐｎ）を出力してもよい。画像処理装置３の制御部３１は、学習モデルＭＤ２の出力層ＬＹ２３から出力される情報を参照し、確率が最も高いものを虚血性心疾患の発症リスクとして推定することができる。

[0069] また、所定年数以内（例えば３年以内）の発症の有無を予測するように学習モデルＭＤ２を構築し、出力層ＬＹ２３から０（＝発症しない）又は１（

＝発症する）の情報を出力する構成としてもよい。更に、所定年数以内（例えば３年以内）に発症する確率を計算するように学習モデルＭＤ２を構築し、出力層ＬＹ２３から確率（０～１の実数値）を出力する構成としてもよい。これらの場合、出力層ＬＹ２３に設けられるノードは１つであってもよい。

[0070] 実施の形態２では、画像処理装置３の制御部３１は、血管内検査装置１０１により撮像されるＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像を取得した場合、取得したＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像を学習モデルＭＤ２に入力し、学習モデルＭＤ２による演算を実行する。制御部３１は、学習モデルＭＤ２の出力層ＬＹ２３から出力される情報を参照することによって、虚血性心疾患の発症リスクを推定する。

[0071] 以上のように、実施の形態２では、ＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像の双方を学習モデルＭＤ２に入力して、虚血性心疾患の発症リスクを推定するので、従来困難であるとされた虚血性心疾患の発症リスクを精度良く推定することができる。

[0072] 図１１の構成例では、ＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像を入力層ＬＹ２１に入力し、中間層ＬＹ２２にて特徴変数を導出する構成としたが、学習モデルＭＤ２は、ＩＶＵＳ画像が入力される第１の入力層、第１の入力層に入力されたＩＶＵＳ画像から特徴変数を導出する第１の中間層、並びに、ＯＣＴ画像が入力される第２の入力層、第２の入力層に入力されたＯＣＴ画像から特徴変数を導出する第２の中間層を備える構成であってもよい。この場合、出力層において、第１の中間層から出力される特徴変数と、第２の中間層から出力される特徴変数とに基づき、最終的な確率を算出すればよい。

[0073]（実施の形態３）

実施の形態３では、病変候補に加わる応力の値を算出し、算出した応力の値に基づき、虚血性心疾患の発症リスクを推定する構成について説明する。

画像診断装置１００の全体構成、画像処理装置３の内部構成等については、実施の形態１と同様であるため、その説明を省略することとする。

[0074] 図１２は実施の形態３における処理の概要を説明する説明図である。画像処理装置３の制御部３１は、血管における病変候補を特定する。病変候補の特定手法は実施の形態１と同様であり、制御部３１は、例えばＩＶＵＳ画像からプラークバーデンを算出し、算出したプラークバーデンが予め設定した閾値（例えば５０％）を超えた場合、そのプラークは病変候補であると特定すればよい。また、制御部３１は、物体検出用の学習モデルやセグメンテーション用の学習モデルを用いて病変候補を特定してもよく、ＯＣＴ画像又はアンギオ画像から病変候補を特定してもよい。

[0075] 制御部３１は、特定した病変候補に加わる応力の値を算出する。例えば、血管の３次元形状モデルを利用したシミュレーションにより、病変候補に加わる剪断応力や垂直応力を算出することができる。３次元形状モデルは、断層ＣＴ画像やＭＲＩ画像を再構成したボクセルデータに基づき生成することが可能である。血管の壁面に加わる剪断応力は、例えば数１を用いて算出される。

[0076] [数1]

$$\tau_w = -\frac{r}{2}\frac{dp}{dx}$$

[0077] ここで、τ_wは病変候補（血管の壁面）に加わる剪断応力、ｒは血管の半径、ｄｐ／ｄｘは血管の長さ方向における圧力勾配を表す。数１は、血管の摩擦損失によって生じる圧力損失の作用力と剪断応力による摩擦力とがつり合うことに基づき導かれる式である。制御部３１は、例えば数１を用いて病変候補に加わる剪断応力の最大値を算出してもよく、平均値を算出してもよい。

[0078] 剪断応力は、血管の構造（形状）及び血流の状態に応じて変化し得る。そこで、制御部３１は、血管の３次元形状モデルを用いて血流をシミュレートし、血管の損失係数を導出することによって、病変候補に加わる剪断応力を算出する。同様に、制御部３１は、血管の３次元形状モデルを用いて血流をシミュレートすることにより、病変候補に加わる垂直応力を算出することが

できる。血管の壁面に加わる垂直応力は、例えば数２を用いて算出される。

[0079] [数2]

$$\sigma = -p - \frac{2}{3}\mu div\vec{v} + 2\mu\frac{\partial u}{\partial x}$$

[0080] ここで、σは病変候補（血管の壁面）に加わる垂直応力、ｐは圧力、μは粘性係数、ｖは血流の速度、ｘは流体要素の変位を表す。制御部３１は、例えば数２を用いて病変候補に加わる垂直応力の最大値を算出してもよく、平均値を算出してもよい。

[0081] なお、病変候補に加わる剪断応力及び垂直応力に算出した手法は、上述したものに限定されない。例えば、「Intravascular Ultrasound-Derived Virtual Fractional Flow Reserve for the Assessment of Myocardial Ischemia, Fumiyasu Seike et. al, Circ J 2018; 82: 815-823」や「Intracoronary Optical Coherence Tomography-Derived Virtual Fractional Flow Reserve for the Assessment of Coronary Artery Disease, Fumiyasu Seike el. al, Am J Cardiol. 2017 Nov 15; 120(10): 1772-1779」等の論文に開示された手法を用いてもよい。また、血管の３次元形状モデルを用いずに、ＩＶＵＳ画像、ＯＣＴ画像、アンギオ画像から、血管の形状及び血流を算出し、算出した形状及び血流を用いて、応力の値（疑似的な値）を算出してもよい。

[0082] 制御部３１は、算出した応力値を学習モデルＭＤ３に入力し、学習モデルＭＤ３による演算を実行することによって、虚血性心疾患の発症リスクを推定する。なお、病変候補の特定において、複数の病変候補が特定された場合、応力値を算出する処理と、学習モデルＭＤ３を用いて虚血性心疾患の発症リスクを推定する処理とをそれぞれの病変候補について行えばよい。

[0083] 図１３は実施の形態３における学習モデルＭＤ３の構成例を示す模式図である。学習モデルＭＤ３の構成は、実施の形態１と同様であり、入力層ＬＹ３１、中間層ＬＹ３２ａ，３２ｂ、及び出力層ＬＹ３３を備える。学習モデルＭＤ３の一例は、ＤＮＮである。代替的に、ＳＶＭ、ＸＧＢｏｏｓｔ、ＬｉｇｈｔＧＢＭなどが用いられる。

[0084] 実施の形態３における入力データは、病変候補に加わる応力の値である。剪断応力及び垂直応力の双方を入力層ＬＹ３１に入力してもよく、何れか一方の値のみを入力層ＬＹ３１に入力してもよい。

[0085] 入力層ＬＹ３１の各ノードに与えられたデータは、最初の中間層ＬＹ３２ａに与えられる。その中間層ＬＹ３２ａにおいて重み係数及びバイアスを含む活性化関数を用いて出力が算出され、算出された値が次の中間層ＬＹ３２ｂに与えられ、以下同様にして出力層ＬＹ３３の出力が求められるまで次々と後の層に伝達される。

[0086] 出力層ＬＹ３３は、虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力する。出力層ＬＹ３３による出力形態は任意である。例えば、出力層ＬＹ３３にｎ個（ｎは１以上の整数）を設け、１個目のノードから発症リスクがＲ１％である確率（＝Ｐ１）、２個目のノードから発症リスクがＲ２％である確率（＝Ｐ２）、…、ｎ個目のノードから発症リスクがＲｎ％である確率（＝Ｐｎ）を出力してもよい。画像処理装置３の制御部３１は、学習モデルＭＤ３の出力層ＬＹ３３から出力される情報を参照し、確率が最も高いものを虚血性心疾患の発症リスクとして推定することができる。

[0087] また、所定年数以内（例えば３年以内）の発症の有無を予測するように学習モデルＭＤ３を構築し、出力層ＬＹ３３から０（＝発症しない）又は１（＝発症する）の情報を出力する構成としてもよい。更に、所定年数以内（例えば３年以内）に発症する確率を計算するように学習モデルＭＤ３を構築し、出力層ＬＹ３３から確率（０～１の実数値）を出力する構成としてもよい。これらの場合、出力層ＬＹ３３に設けられるノードは１つであってもよい。

[0088] 学習モデルＭＤ３は、所定の学習アルゴリズムに従って学習され、内部パラメータ（重み係数、バイアス等）が決定される。具体的には、病変候補について算出した応力の値と、その病変候補を責任病変として後に虚血性心疾患が発症したか否かを示す正解情報とを含む多数のデータセットを訓練データに用いて、誤差逆伝搬法などのアルゴリズムを用いて学習することにより

、ノード間の重み係数及びバイアスを含む学習モデルＭＤ３の内部パラメータを決定することができる。本実施の形態では、学習済みの学習モデルＭＤ３が補助記憶部３５に記憶される。

[0089] なお、本実施の形態では、学習モデルＭＤ３から虚血性心疾患（ＩＨＤ）に係る発症リスクに係る情報を出力する構成としたが、急性冠症候群（ＡＣＳ）に限定して、その発症リスクに係る情報を出力する構成としてもよく、急性心筋梗塞（ＡＭＩ）に限定して、その発症リスクに係る情報を出力する構成としてもよい。

[0090] また、学習モデルＭＤ３を外部サーバにインストールし、通信部３４を介して外部サーバにアクセスすることにより、学習モデルＭＤ３による演算を外部サーバに実行させる構成としてもよい。

[0091] 更に、制御部３１は、複数のタイミングで算出した応力の値を学習モデルＭＤ３に入力することによって、発症リスクの時系列推移を導出してもよい。

[0092] 図１４は実施の形態３における画像処理装置３が実行する処理の手順を説明するフローチャートである。画像処理装置３の制御部３１は、補助記憶部３５に記憶された発症リスク予測プログラムＰＧを実行することにより、以下の処理を行う。制御部３１は、入出力部３３を通じて、血管内検査装置１０１により撮像されるＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像を取得する（ステップＳ３０１）。

[0093] 制御部３１は、患者の血管について病変候補を特定する（ステップＳ３０２）。制御部３１は、例えば、ＩＶＵＳ画像からプラークバーデンを算出し、算出したプラークバーデンが予め設定した閾値（例えば５０％）を超えたか否かを判断することによって病変候補を特定する。代替的に、制御部３１は、ＩＶＵＳ画像、ＯＣＴ画像、又はアンギオ画像から、石灰化領域、血栓領域等の領域を識別するよう学習された学習モデルを用いて、病変候補を特定してもよい。ステップＳ３０２では、１又は複数の病変候補を特定すればよい。

[0094] 制御部３１は、特定した病変候補に加わる応力の値を算出する（ステップＳ３０３）。制御部３１は、血管の３次元形状モデルを用いて、シミュレーションを行うことにより、病変候補に加わる応力の値を算出することができる。具体的には、制御部３１は、数１により剪断応力を算出し、数２により垂直応力を算出すればよい。

[0095] 制御部３１は、算出した応力の値を学習モデルＭＤ３に入力し、学習モデルＭＤ３による演算を実行する（ステップＳ３０４）。制御部３１は、学習モデルＭＤ３の入力層ＬＹ３１に設けられたノードに剪断応力及び垂直応力の値を与え、学習済みの内部パラメータ（重み係数及びバイアス）に従って中間層ＬＹ３２における演算を順次実行する。学習モデルＭＤ３による演算結果は出力層ＬＹ３３の各ノードから出力される。

[0096] 制御部３１は、学習モデルＭＤ３の出力層ＬＹ３３から出力される情報を参照し、虚血性心疾患の発症リスクを推定する（ステップＳ３０５）。出力層ＬＹ３３の各ノードからは、例えば発症リスクの確率に関する情報が出力されるので、制御部３１は、確率が最も高いノードを選択することによって、発症リスクを推定することができる。制御部３１は、複数のタイミングで算出した応力の値を学習モデルＭＤ３に入力して演算を行うことにより、発症リスクの時系列推移を導出してもよい。

[0097] 制御部３１は、特定した病変候補が他に存在するか否かを判断する（ステップＳ３０６）。特定した病変候補が他に存在すると判断した場合（Ｓ３０６：ＹＥＳ）、制御部３１は、処理をステップＳ３０３へ戻す。

[0098] 特定した病変候補が他に存在しないと判断した場合（Ｓ３０６：ＮＯ）、制御部３１は、ステップＳ３０５で推定した発症リスクの情報を出力する（ステップＳ３０７）。出力手法は実施の形態１と同様であり、例えば図９に示すようは、病変候補毎の発症リスクの高低を示すグラフを生成し表示装置４に表示させてもよく、図１０に示すような病変候補毎の発症リスクの時系列推移を示すグラフを生成し表示装置４に表示させてもよい。代替的に、制御部３１は、通信部３４を通じて、発症リスクの情報を外部端末や外部サー

バに通知してもよい。

[0099] 以上のように、実施の形態３では、病変候補に加わる応力の値を算出し、算出したした応力の値を基に虚血性心疾患の発症リスクを推定するので、従来困難であるとされた虚血性心疾患の発症リスクを精度良く推定することができる。

[0100] （実施の形態４）

実施の形態４では、病変候補から抽出した形態情報と、病変候補について算出した応力の値とに基づき、虚血性心疾患の発症リスクを推定する構成について説明する。

画像診断装置１００の全体構成、画像処理装置３の内部構成等については、実施の形態１と同様であるため、その説明を省略することとする。

[0101] 図１５は実施の形態４における学習モデルＭＤ４の構成例を示す模式図である。学習モデルＭＤ４の構成は、実施の形態１と同様であり、入力層ＬＹ４１、中間層ＬＹ４２ａ，４２ｂ、及び出力層ＬＹ４３を備える。学習モデルＭＤ４の一例は、ＤＮＮである。代替的に、ＳＶＭ、ＸＧＢｏｏｓｔ、ＬｉｇｈｔＧＢＭなどが用いられる。

[0102] 実施の形態４における入力データは、病変候補から抽出した形態情報、及び病変候補に加わる応力の値である。形態情報の抽出手法は実施の形態１と同様であり、制御部３１は、ＩＶＵＳ画像から、減衰性プラーク（脂質コア）、リモデリング・インデックス、石灰化プラーク、新生血管、プラークボリュームなどの形態に係る特徴量（第１特徴量）を抽出し、ＯＣＴ画像から、線維性被膜の厚み、新生血管、石灰化プラーク、脂質性プラーク、マクロファージの浸潤などの形態に係る特徴量（第２特徴量）を抽出することができる。応力の算出手法は実施の形態１と同様であり、例えば３次元形状モデルを用いたシミュレーションによって、病変候補における応力の値を算出することができる。本実施の形態では、ＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像から抽出した形態情報、及び病変候補について算出した応力の値（剪断応力及び垂直応力の少なくとも一方）を学習モデルＭＤ４の入力層ＬＹ４１に入力する。

[0103] 入力層ＬＹ４１の各ノードに与えられたデータは、最初の中間層ＬＹ４２ａに与えられる。その中間層ＬＹ４２ａにおいて重み係数及びバイアスを含む活性化関数を用いて出力が算出され、算出された値が次の中間層ＬＹ４２ｂに与えられ、以下同様にして出力層ＬＹ４３の出力が求められるまで次々と後の層に伝達される。

[0104] 出力層ＬＹ４３は、虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力する。出力層ＬＹ４３による出力形態は任意である。例えば、出力層ＬＹ４３にｎ個（ｎは１以上の整数）を設け、１個目のノードから発症リスクがＲ１％である確率（＝Ｐ１）、２個目のノードから発症リスクがＲ２％である確率（＝Ｐ２）、…、ｎ個目のノードから発症リスクがＲｎ％である確率（＝Ｐｎ）を出力してもよい。画像処理装置３の制御部３１は、学習モデルＭＤ４の出力層ＬＹ４３から出力される情報を参照し、確率が最も高いものを虚血性心疾患の発症リスクとして推定することができる。

[0105] また、所定年数以内（例えば３年以内）の発症の有無を予測するように学習モデルＭＤ４を構築し、出力層ＬＹ４３から０（＝発症しない）又は１（＝発症する）の情報を出力する構成としてもよい。更に、所定年数以内（例えば３年以内）に発症する確率を計算するように学習モデルＭＤ４を構築し、出力層ＬＹ４３から確率（０～１の実数値）を出力する構成としてもよい。これらの場合、出力層ＬＹ４３に設けられるノードは１つであってもよい。

[0106] 学習モデルＭＤ４は、所定の学習アルゴリズムに従って学習され、内部パラメータ（重み係数、バイアス等）が決定される。具体的には、病変候補から抽出した形態情報、病変候補について算出した応力の値、その病変候補を責任病変として後に虚血性心疾患が発症したか否かを示す正解情報を含む多数のデータセットを訓練データに用いて、誤差逆伝搬法などのアルゴリズムを用いて学習することにより、ノード間の重み係数及びバイアスを含む学習モデルＭＤ４の内部パラメータを決定することができる。本実施の形態では、学習済みの学習モデルＭＤ４が補助記憶部３５に記憶される。

[0107] 画像処理装置３の制御部３１は、ＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像を取得した場合、それらの画像から病変候補の形態情報を抽出する。また、制御部３１は、血管の３次元形状モデルを用いて、病変候補における応力の値を算出する。制御部３１は、形態情報及び応力の値を学習モデルＭＤ４に入力して、学習モデルＭＤ４による演算を実行することによって、虚血性心疾患の発症リスクを推定する。

[0108] なお、本実施の形態では、学習モデルＭＤ４から虚血性心疾患（ＩＨＤ）に係る発症リスクに係る情報を出力する構成としたが、急性冠症候群（ＡＣＳ）に限定して、その発症リスクに係る情報を出力する構成としてもよく、急性心筋梗塞（ＡＭＩ）に限定して、その発症リスクに係る情報を出力する構成としてもよい。

[0109] また、学習モデルＭＤ４を外部サーバにインストールし、通信部３４を介して外部サーバにアクセスすることにより、学習モデルＭＤ４による演算を外部サーバに実行させる構成としてもよい。

[0110] 更に、制御部３１は、複数のタイミングで抽出した形態情報や応力の値を学習モデルＭＤ４に入力することによって、発症リスクの時系列推移を導出してもよい。

[0111]（実施の形態５）

実施の形態５では、病変候補について算出した応力の値と、血管の断層画像とに基づき、虚血性心疾患の発症リスクを推定する構成について説明する。

画像診断装置１００の全体構成、画像処理装置３の内部構成等については、実施の形態１と同様であるため、その説明を省略することとする。

[0112] 図１６は実施の形態５における学習モデルＭＤ５の構成例を示す模式図である。学習モデルＭＤ５は、例えば、入力層ＬＹ５１、中間層ＬＹ５２、及び出力層ＬＹ５３を備える。学習モデルＭＤ５の一例は、ＣＮＮによる学習モデルである。代替的に、学習モデルＭＤ５は、Ｒ－ＣＮＮ、ＹＯＬＯ、ＳＳＤ、ＳＶＭ、決定木等に基づく学習モデルであってもよい。

[0113] 入力層ＬＹ５１には、病変候補について算出した応力の値と、血管の断層画像とが入力される。応力の算出手法は実施の形態１と同様であり、例えば３次元形状モデルを用いたシミュレーションによって、病変候補における応力の値を算出することができる。断層画像は、ＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像である。入力層ＬＹ５１に入力された応力値及び断層画像のデータは中間層ＬＹ５２に与えられる。

[0114] 中間層ＬＹ５２は、畳み込み層、プーリング層、及び全結合層等により構成される。畳み込み層とプーリング層とは交互に複数設けられてもよい。畳み込み層及びプーリング層は、各層のノードを用いた演算によって、入力層ＬＹ５１より入力される応力値及び断層画像の特徴を抽出する。全結合層は、畳み込み層及びプーリング層によって特徴部分が抽出されたデータを１つのノードに結合し、活性化関数によって変換された特徴変数を出力する。特徴変数は、全結合層を通じて出力層へ出力される。中間層ＬＹ５２は、応力値から特徴変数を算出するための１又は複数の隠れ層を別途備える構成であってもよい。この場合、応力値から算出した特徴変数と、断層画像から算出した特徴変数とを全結合層にて結合して最終の特徴変数を導出すればよい。

[0115] 出力層ＬＹ５３は、１つ又は複数のノードを備える。出力層ＬＹ５３による出力形態は任意である。例えば、出力層ＬＹ５３は、中間層ＬＹ５２の全結合層から入力される特徴変数に基づき、虚血性心疾患の発症リスク毎に確率を計算し、各ノードから出力する。例えば、出力層ＬＹ５３にｎ個（ｎは１以上の整数）を設け、１個目のノードから発症リスクがＲ１％である確率（＝Ｐ１）、２個目のノードから発症リスクがＲ２％である確率（＝Ｐ２）、…、ｎ個目のノードから発症リスクがＲｎ％である確率（＝Ｐｎ）を出力してもよい。画像処理装置３の制御部３１は、学習モデルＭＤ５の出力層ＬＹ５３から出力される情報を参照し、確率が最も高いものを虚血性心疾患の発症リスクとして推定することができる。

[0116] また、所定年数以内（例えば３年以内）の発症の有無を予測するように学習モデルＭＤ５を構築し、出力層ＬＹ５３から０（＝発症しない）又は１（

＝発症する）の情報を出力する構成としてもよい。更に、所定年数以内（例えば３年以内）に発症する確率を計算するように学習モデルＭＤ５を構築し、出力層ＬＹ５３から確率（０～１の実数値）を出力する構成としてもよい。これらの場合、出力層ＬＹ５３に設けられるノードは１つであってもよい。

[0117] 実施の形態５では、画像処理装置３の制御部３１は、血管内検査装置１０１により撮像される断層画像を取得した場合、断層画像等から特定される病変候補について応力値を算出し、応力値及び断層画像を学習モデルＭＤ５に入力し、学習モデルＭＤ５による演算を実行する。制御部３１は、学習モデルＭＤ５の出力層ＬＹ５３から出力される情報を参照することによって、虚血性心疾患の発症リスクを推定する。

[0118] 以上のように、実施の形態５では、病変候補の応力値及び断層画像を学習モデルＭＤ５に入力して、虚血性心疾患の発症リスクを推定するので、従来困難であるとされた虚血性心疾患の発症リスクを精度良く推定することができる。

[0119]（実施の形態６）

実施の形態６では、病変候補について算出した応力の値と、血管の３次元形状モデルとに基づき、虚血性心疾患の発症リスクを推定する構成について説明する。

画像診断装置１００の全体構成、画像処理装置３の内部構成等については、実施の形態１と同様であるため、その説明を省略することとする。

[0120] 図１７は実施の形態６における学習モデルＭＤ６の構成例を示す模式図である。学習モデルＭＤ６は、例えば、入力層ＬＹ６１、中間層ＬＹ６２、及び出力層ＬＹ６３を備える。学習モデルＭＤ５の一例は、ＣＮＮによる学習モデルである。代替的に、学習モデルＭＤ６は、Ｒ－ＣＮＮ、ＹＯＬＯ、ＳＳＤ、ＳＶＭ、決定木等に基づく学習モデルであってもよい。

[0121] 入力層ＬＹ６１には、病変候補について算出した応力の値と、血管の３次元形状モデルとが入力される。応力の算出手法は実施の形態１と同様であり

、例えば３次元形状モデルを用いたシミュレーションによって、病変候補における応力の値を算出することができる。３次元形状モデルは、断層ＣＴ画像やＭＲＩ画像を再構成したボクセルデータに基づき生成されるモデルである。入力層ＬＹ６１に入力された応力値及び３次元形状モデルのデータは中間層ＬＹ６２に与えられる。

[0122] 中間層ＬＹ６２は、畳み込み層、プーリング層、及び全結合層等により構成される。畳み込み層とプーリング層とは交互に複数設けられてもよい。畳み込み層及びプーリング層は、各層のノードを用いた演算によって、入力層ＬＹ６１より入力される応力値及び断層画像の特徴を抽出する。全結合層は、畳み込み層及びプーリング層によって特徴部分が抽出されたデータを１つのノードに結合し、活性化関数によって変換された特徴変数を出力する。特徴変数は、全結合層を通じて出力層へ出力される。中間層ＬＹ６２は、応力値から特徴変数を算出するための１又は複数の隠れ層を別途備える構成であってもよい。この場合、応力値から算出した特徴変数と、断層画像から算出した特徴変数とを全結合層にて結合して最終の特徴変数を導出すればよい。

[0123] 出力層ＬＹ６３は、１つ又は複数のノードを備える。出力層ＬＹ６３による出力形態は任意である。例えば、出力層ＬＹ６３は、中間層ＬＹ６２の全結合層から入力される特徴変数に基づき、虚血性心疾患の発症リスク毎に確率を計算し、各ノードから出力する。この場合、出力層ＬＹ６３にｎ個（ｎは１以上の整数）を設け、１個目のノードから発症リスクがＲ１％である確率（＝Ｐ１）、２個目のノードから発症リスクがＲ２％である確率（＝Ｐ２）、…、ｎ個目のノードから発症リスクがＲｎ％である確率（＝Ｐｎ）を出力してもよい。画像処理装置３の制御部３１は、学習モデルＭＤ２の出力層ＬＹ２３から出力される情報を参照し、確率が最も高いものを虚血性心疾患の発症リスクとして推定することができる。

[0124] また、所定年数以内（例えば３年以内）の発症の有無を予測するように学習モデルＭＤ６を構築し、出力層ＬＹ６３から０（＝発症しない）又は１（＝発症する）の情報を出力する構成としてもよい。更に、所定年数以内（例

えば３年以内）に発症する確率を計算するように学習モデルＭＤ６を構築し、出力層ＬＹ６３から確率（０～１の実数値）を出力する構成としてもよい。これらの場合、出力層ＬＹ６３に設けられるノードは１つであってもよい。

[0125] 実施の形態６では、画像処理装置３の制御部３１は、血管の病変候補について応力値を算出し、応力値及び血管の３次元形状モデルを学習モデルＭＤ６に入力し、学習モデルＭＤ６による演算を実行する。制御部３１は、学習モデルＭＤ６の出力層ＬＹ６３から出力される情報を参照することによって、虚血性心疾患の発症リスクを推定する。

[0126] 以上のように、実施の形態６では、病変候補の応力値及び３次元形状モデルを学習モデルＭＤ６に入力して、虚血性心疾患の発症リスクを推定するので、従来困難であるとされた虚血性心疾患の発症リスクを精度良く推定することができる。

[0127]（実施の形態７）

実施の形態７では、病変候補の形態情報と血液の検査情報とに基づき、虚血性心疾患の発症リスクを推定する構成について説明する。

画像診断装置１００の全体構成、画像処理装置３の内部構成等については、実施の形態１と同様であるため、その説明を省略することとする。

[0128] 図１８は実施の形態７における処理の概要を説明する説明図である。画像処理装置３の制御部３１は、血管における病変候補を特定する。病変候補の特定手法は実施の形態１と同様であり、制御部３１は、例えばＩＶＵＳ画像からプラークバーデンを算出し、算出したプラークバーデンが予め設定した閾値（例えば５０％）を超えた場合、そのプラークは病変候補であると特定すればよい。また、制御部３１は、物体検出用の学習モデルやセグメンテーション用の学習モデルを用いて病変候補を特定してもよく、ＯＣＴ画像又はアンギオ画像から病変候補を特定してもよい。

[0129] 制御部３１は、特定した病変候補について形態情報を抽出する。形態情報の抽出手法は実施の形態１と同様であり、制御部３１は、ＩＶＵＳ画像から

、減衰性プラーク（脂質コア）、リモデリング・インデックス、石灰化プラーク、新生血管、プラークボリュームなどの形態に係る特徴量（第１特徴量）を抽出し、ＯＣＴ画像から、線維性被膜の厚み、新生血管、石灰化プラーク、脂質性プラーク、マクロファージの浸潤などの形態に係る特徴量（第２特徴量）を抽出する。

[0130] 実施の形態７では、更に、血液の検査情報を使用する。検査情報の一例は、ＣＲＰ（C-reactive protein）の値である。ＣＲＰは、体内で炎症が起きたり組織細胞に障害が起こると増加するタンパク質である。代替的に、ＨＤＬコレステロール、ＬＤＬコレステロール、中性脂肪、Ｎｏｎ－ＨＤＬコレステロール等の値を用いてもよい。検査情報は別途測定され、通信部３４又は入力装置５を用いて画像処理装置３に入力される。

[0131] 制御部３１は、抽出した形態情報と、取得した検査情報とを学習モデルＭＤ７に入力し、学習モデルＭＤ７による演算を実行することによって、虚血性心疾患の発症リスクを推定する。なお、病変候補の特定において、複数の病変候補が特定された場合、形態情報を抽出する処理と、学習モデルＭＤ７を用いて虚血性心疾患の発症リスクを推定する処理とをそれぞれの病変候補について行えばよい。

[0132] 図１９は実施の形態７における学習モデルＭＤ７の構成例を示す模式図である。学習モデルＭＤ７の構成は、実施の形態１と同様であり、入力層ＬＹ７１、中間層ＬＹ７２ａ，７２ｂ、及び出力層ＬＹ７３を備える。学習モデルＭＤ７の一例は、ＤＮＮである。代替的に、ＳＶＭ、ＸＧＢｏｏｓｔ、ＬｉｇｈｔＧＢＭなどが用いられる。

[0133] 実施の形態７における入力データは、病変候補の形態情報及び血液の検査情報である。入力層ＬＹ７１の各ノードに与えられたデータは、最初の中間層ＬＹ７２ａに与えられる。その中間層ＬＹ７２ａにおいて重み係数及びバイアスを含む活性化関数を用いて出力が算出され、算出された値が次の中間層ＬＹ７２ｂに与えられ、以下同様にして出力層ＬＹ７３の出力が求められるまで次々と後の層に伝達される。

[0134] 出力層ＬＹ７３は、虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力する。出力層ＬＹ７３による出力形態は任意である。例えば、出力層ＬＹ７３にｎ個（ｎは１以上の整数）を設け、１個目のノードから発症リスクがＲ１％である確率（＝Ｐ１）、２個目のノードから発症リスクがＲ２％である確率（＝Ｐ２）、…、ｎ個目のノードから発症リスクがＲｎ％である確率（＝Ｐｎ）を出力してもよい。画像処理装置３の制御部３１は、学習モデルＭＤ７の出力層ＬＹ７３から出力される情報を参照し、確率が最も高いものを虚血性心疾患の発症リスクとして推定することができる。

[0135] また、所定年数以内（例えば３年以内）の発症の有無を予測するように学習モデルＭＤ７を構築し、出力層ＬＹ７３から０（＝発症しない）又は１（＝発症する）の情報を出力する構成としてもよい。更に、所定年数以内（例えば３年以内）に発症する確率を計算するように学習モデルＭＤ７を構築し、出力層ＬＹ７３から確率（０～１の実数値）を出力する構成としてもよい。これらの場合、出力層ＬＹ７３に設けられるノードは１つであってもよい。

[0136] 学習モデルＭＤ７は、所定の学習アルゴリズムに従って学習され、内部パラメータ（重み係数、バイアス等）が決定される。具体的には、病変候補について抽出した形態情報、血液の検査情報、病変候補を責任病変として後に虚血性心疾患が発症したか否かを示す正解情報とを含む多数のデータセットを訓練データに用いて、誤差逆伝搬法などのアルゴリズムを用いて学習することにより、ノード間の重み係数及びバイアスを含む学習モデルＭＤ７の内部パラメータを決定することができる。本実施の形態では、学習済みの学習モデルＭＤ７が補助記憶部３５に記憶される。

[0137] なお、本実施の形態では、学習モデルＭＤ７から虚血性心疾患（ＩＨＤ）に係る発症リスクに係る情報を出力する構成としたが、急性冠症候群（ＡＣＳ）に限定して、その発症リスクに係る情報を出力する構成としてもよく、急性心筋梗塞（ＡＭＩ）に限定して、その発症リスクに係る情報を出力する構成としてもよい。

[0138] また、学習モデルＭＤ７を外部サーバにインストールし、通信部３４を介して外部サーバにアクセスすることにより、学習モデルＭＤ７による演算を外部サーバに実行させる構成としてもよい。

[0139] 更に、制御部３１は、複数のタイミングで算出した応力の値を学習モデルＭＤ７に入力することによって、発症リスクの時系列推移を導出してもよい。

[0140] 図２０は実施の形態７における画像処理装置３が実行する処理の手順を説明するフローチャートである。画像処理装置３の制御部３１は、補助記憶部３５に記憶された発症リスク予測プログラムＰＧを実行することにより、以下の処理を行う。制御部３１は、事前に計測された血液の検査情報を取得する（ステップＳ７００）。通信部３４を介した通信により外部機器より検査情報を取得してもよく、入力装置５を利用した手入力であってもよい。

[0141] 制御部３１は、入出力部３３を通じて、血管内検査装置１０１により撮像されるＩＶＵＳ画像及びＯＣＴ画像を取得する（ステップＳ７０１）。

[0142] 制御部３１は、患者の血管について病変候補を特定する（ステップＳ７０２）。制御部３１は、例えば、ＩＶＵＳ画像からプラークバーデンを算出し、算出したプラークバーデンが予め設定した閾値（例えば５０％）を超えたか否かを判断することによって病変候補を特定する。代替的に、制御部３１は、ＩＶＵＳ画像、ＯＣＴ画像、又はアンギオ画像から、石灰化領域、血栓領域等の領域を識別するよう学習された学習モデルを用いて、病変候補を特定してもよい。ステップＳ７０２では、１又は複数の病変候補を特定すればよい。

[0143] 制御部３１は、特定した病変候補における形態情報を抽出する（ステップＳ７０３）。形態情報の抽出手法は、実施の形態１と同様であり、ＩＶＵＳ画像からは、減衰性プラーク（脂質コア）、リモデリング・インデックス、石灰化プラーク、新生血管、プラークボリュームなどの形態に係る特徴量（第１特徴量）が抽出され、ＯＣＴ画像からは、線維性被膜の厚み、新生血管、石灰化プラーク、脂質性プラーク、マクロファージの浸潤などの形態に係

る特徴量（第２特徴量）が抽出される。

[0144] 制御部３１は、抽出した形態情報と取得した血液の検査情報とを学習モデルＭＤ７に入力し、学習モデルＭＤ７による演算を実行する（ステップＳ７０４）。制御部３１は、学習モデルＭＤ７の入力層ＬＹ７１に設けられたノードに形態情報及び検査情報を与え、学習済みの内部パラメータ（重み係数及びバイアス）に従って中間層ＬＹ７２における演算を順次実行する。学習モデルＭＤ７による演算結果は出力層ＬＹ７３の各ノードから出力される。

[0145] 制御部３１は、学習モデルＭＤ７の出力層ＬＹ７３から出力される情報を参照し、虚血性心疾患の発症リスクを推定する（ステップＳ７０５）。出力層ＬＹ７３の各ノードからは、例えば発症リスクの確率に関する情報が出力されるので、制御部３１は、確率が最も高いノードを選択することによって、発症リスクを推定することができる。制御部３１は、複数のタイミングで抽出した形態情報と、事前に取得した検査情報とを学習モデルＭＤ７に入力して演算を行うことにより、発症リスクの時系列推移を導出してもよい。

[0146] 制御部３１は、特定した病変候補が他に存在するか否かを判断する（ステップＳ７０６）。特定した病変候補が他に存在すると判断した場合（Ｓ７０６：ＹＥＳ）、制御部３１は、処理をステップＳ７０３へ戻す。

[0147] 特定した病変候補が他に存在しないと判断した場合（Ｓ７０６：ＮＯ）、制御部３１は、ステップＳ７０５で推定した発症リスクの情報を出力する（ステップＳ７０７）。出力手法は実施の形態１と同様であり、例えば図９に示すようは、病変候補毎の発症リスクの高低を示すグラフを生成し表示装置４に表示させてもよく、図１０に示すような病変候補毎の発症リスクの時系列推移を示すグラフを生成し表示装置４に表示させてもよい。代替的に、制御部３１は、通信部３４を通じて、発症リスクの情報を外部端末や外部サーバに通知してもよい。

[0148] 以上のように、実施の形態７では、病変候補より抽出される形態情報と、血液の検査情報とに基づき、虚血性心疾患の発症リスクを推定するので、従来困難であるとされた虚血性心疾患の発症リスクを精度良く推定することが

できる。

[0149]（実施の形態８）

実施の形態８では、病変候補の形態情報、血液の検査情報、及び患者の属性情報に基づき、虚血性心疾患の発症リスクを推定する構成について説明する。

画像診断装置１００の全体構成、画像処理装置３の内部構成等については、実施の形態１と同様であるため、その説明を省略することとする。

[0150] 図２１は実施の形態８における学習モデルＭＤ８の構成例を示す模式図である。学習モデルＭＤ８の構成は、実施の形態１と同様であり、入力層ＬＹ８１、中間層ＬＹ８２ａ，８２ｂ、及び出力層ＬＹ８３を備える。学習モデルＭＤ８の一例は、ＤＮＮである。代替的に、ＳＶＭ、ＸＧＢｏｏｓｔ、ＬｉｇｈｔＧＢＭなどが用いられる。

[0151] 実施の形態８における入力データは、病変候補の形態情報、血液の検査情報、及び患者の属性情報である。病変候補の形態情報及び血液の検査情報は、実施の形態７等と同様である。患者の属性情報には、患者の年齢、性別、体重、併存症など、一般的にＰＣＩ患者の背景因子として確認されている情報が用いられる。患者の属性情報は、通信部３４又は入力装置５を通じて画像処理装置３に入力される。

[0152] 入力層ＬＹ８１の各ノードに与えられたデータは、最初の中間層ＬＹ８２ａに与えられる。その中間層ＬＹ８２ａにおいて重み係数及びバイアスを含む活性化関数を用いて出力が算出され、算出された値が次の中間層ＬＹ８２ｂに与えられ、以下同様にして出力層ＬＹ８３の出力が求められるまで次々と後の層に伝達される。

[0153] 出力層ＬＹ８３は、虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力する。出力層ＬＹ８３による出力形態は任意である。例えば、出力層ＬＹ８３にｎ個（ｎは１以上の整数）を設け、１個目のノードから発症リスクがＲ１％である確率（＝Ｐ１）、２個目のノードから発症リスクがＲ２％である確率（＝Ｐ２）、…、ｎ個目のノードから発症リスクがＲｎ％である確率（＝Ｐｎ）

を出力してもよい。画像処理装置３の制御部３１は、学習モデルＭＤ８の出力層ＬＹ８３から出力される情報を参照し、確率が最も高いものを虚血性心疾患の発症リスクとして推定することができる。

[0154] また、所定年数以内（例えば３年以内）の発症の有無を予測するように学習モデルＭＤ８を構築し、出力層ＬＹ８３から０（＝発症しない）又は１（＝発症する）の情報を出力する構成としてもよい。更に、所定年数以内（例えば３年以内）に発症する確率を計算するように学習モデルＭＤ８を構築し、出力層ＬＹ８３から確率（０～１の実数値）を出力する構成としてもよい。これらの場合、出力層ＬＹ８３に設けられるノードは１つであってもよい。

[0155] 学習モデルＭＤ８は、所定の学習アルゴリズムに従って学習され、内部パラメータ（重み係数、バイアス等）が決定される。具体的には、病変候補について抽出した形態情報、血液の検査情報、患者の属性情報、病変候補を責任病変として後に虚血性心疾患が発症したか否かを示す正解情報とを含む多数のデータセットを訓練データに用いて、誤差逆伝搬法などのアルゴリズムを用いて学習することにより、ノード間の重み係数及びバイアスを含む学習モデルＭＤ８の内部パラメータを決定することができる。本実施の形態では、学習済みの学習モデルＭＤ８が補助記憶部３５に記憶される。

[0156] 学習を終えた後の運用フェーズにおいて、画像処理装置３の制御部３１は、病変候補について抽出した形態情報、血液の検査情報、患者の属性情報を学習モデルＭＤ８に入力し、学習モデルＭＤ８による演算を実行する。制御部３１は、学習モデルＭＤ８の出力層ＬＹ８３から出力される情報を参照し、確率が最も高いものを虚血性心疾患の発症リスクとして推定する。

[0157] なお、本実施の形態では、学習モデルＭＤ８から虚血性心疾患（ＩＨＤ）に係る発症リスクに係る情報を出力する構成としたが、急性冠症候群（ＡＣＳ）に限定して、その発症リスクに係る情報を出力する構成としてもよく、急性心筋梗塞（ＡＭＩ）に限定して、その発症リスクに係る情報を出力する構成としてもよい。

[0158] また、学習モデルＭＤ８を外部サーバにインストールし、通信部３４を介して外部サーバにアクセスすることにより、学習モデルＭＤ８による演算を外部サーバに実行させる構成としてもよい。

[0159] 更に、制御部３１は、複数のタイミングで算出した応力の値を学習モデルＭＤ８に入力することによって、発症リスクの時系列推移を導出してもよい。

[0160] （実施の形態９）

実施の形態９では、病変候補の形態情報、血液の検査情報、及び病変候補に加わる応力の値に基づき、虚血性心疾患の発症リスクを推定する構成について説明する。

画像診断装置１００の全体構成、画像処理装置３の内部構成等については、実施の形態１と同様であるため、その説明を省略することとする。

[0161] 図２２は実施の形態９における学習モデルＭＤ９の構成例を示す模式図である。学習モデルＭＤ９の構成は、実施の形態１と同様であり、入力層ＬＹ９１、中間層ＬＹ９２ａ，９２ｂ、及び出力層ＬＹ９３を備える。学習モデルＭＤ９の一例は、ＤＮＮである。代替的に、ＳＶＭ、ＸＧＢｏｏｓｔ、ＬｉｇｈｔＧＢＭなどが用いられる。

[0162] 実施の形態９における入力データは、病変候補の形態情報、血液の検査情報、及び病変候補に加わる応力の値である。病変候補の形態情報及び血液の検査情報は、実施の形態７等と同様であり、病変候補に加わる応力の値は、実施の形態３と同様の手法で算出される。

[0163] 入力層ＬＹ９１の各ノードに与えられたデータは、最初の中間層ＬＹ９２ａに与えられる。その中間層ＬＹ９２ａにおいて重み係数及びバイアスを含む活性化関数を用いて出力が算出され、算出された値が次の中間層ＬＹ９２ｂに与えられ、以下同様にして出力層ＬＹ９３の出力が求められるまで次々と後の層に伝達される。

[0164] 出力層ＬＹ９３は、虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力する。出力層ＬＹ９３による出力形態は任意である。例えば、出力層ＬＹ９３にｎ個

（ｎは１以上の整数）を設け、１個目のノードから発症リスクがＲ１％である確率（＝Ｐ１）、２個目のノードから発症リスクがＲ２％である確率（＝Ｐ２）、…、ｎ個目のノードから発症リスクがＲｎ％である確率（＝Ｐｎ）を出力してもよい。画像処理装置３の制御部３１は、学習モデルＭＤ９の出力層ＬＹ９３から出力される情報を参照し、確率が最も高いものを虚血性心疾患の発症リスクとして推定することができる。

[0165] また、所定年数以内（例えば３年以内）の発症の有無を予測するように学習モデルＭＤ９を構築し、出力層ＬＹ９３から０（＝発症しない）又は１（＝発症する）の情報を出力する構成としてもよい。更に、所定年数以内（例えば３年以内）に発症する確率を計算するように学習モデルＭＤ９を構築し、出力層ＬＹ９３から確率（０～１の実数値）を出力する構成としてもよい。これらの場合、出力層ＬＹ９３に設けられるノードは１つであってもよい。

[0166] 学習モデルＭＤ９は、所定の学習アルゴリズムに従って学習され、内部パラメータ（重み係数、バイアス等）が決定される。具体的には、病変候補について抽出した形態情報、血液の検査情報、病変部に加わる応力の値、病変候補を責任病変として後に虚血性心疾患が発症したか否かを示す正解情報とを含む多数のデータセットを訓練データに用いて、誤差逆伝搬法などのアルゴリズムを用いて学習することにより、ノード間の重み係数及びバイアスを含む学習モデルＭＤ９の内部パラメータを決定することができる。本実施の形態では、学習済みの学習モデルＭＤ９が補助記憶部３５に記憶される。

[0167] 学習を終えた後の運用フェーズにおいて、画像処理装置３の制御部３１は、病変候補について抽出した形態情報、血液の検査情報、患者の属性情報を学習モデルＭＤ９に入力し、学習モデルＭＤ９による演算を実行する。制御部３１は、学習モデルＭＤ９の出力層ＬＹ９３から出力される情報を参照し、確率が最も高いものを虚血性心疾患の発症リスクとして推定する。

[0168] なお、本実施の形態では、学習モデルＭＤ９から虚血性心疾患（ＩＨＤ）に係る発症リスクに係る情報を出力する構成としたが、急性冠症候群（ＡＣ

Ｓ）に限定して、その発症リスクに係る情報を出力する構成としてもよく、急性心筋梗塞（ＡＭＩ）に限定して、その発症リスクに係る情報を出力する構成としてもよい。

[0169] また、学習モデルＭＤ９を外部サーバにインストールし、通信部３４を介して外部サーバにアクセスすることにより、学習モデルＭＤ９による演算を外部サーバに実行させる構成としてもよい。

[0170] 更に、制御部３１は、複数のタイミングで算出した応力の値を学習モデルＭＤ９に入力することによって、発症リスクの時系列推移を導出してもよい。

[0171] 今回開示された実施の形態はすべての点で例示であって、制限的なものではないと考えられるべきである。各実施例にて記載されている技術的特徴は互いに組み合わせることができる。本発明の範囲は、上記した意味ではなく、請求の範囲によって示され、請求の範囲と均等の意味及び範囲内でのすべての変更が含まれることが意図される。

符号の説明

[0172] １　画像診断用カテーテル
２　ＭＤＵ
３　画像処理装置
４　表示装置
５　入力装置
３１　制御部
３２　主記憶部
３３　入出力部
３４　通信部
３５　補助記憶部
３６　読取部
１００　画像診断装置
１０１　血管内検査装置

１０２　血管造影装置

ＰＧ　発症リスク予測プログラム

ＭＤ１～ＭＤ９　学習モデル

請求の範囲

[請求項1] 血管の超音波断層画像及び光干渉断層画像を取得し、

前記血管における病変候補を特定し、

前記超音波断層画像から前記病変候補の形態に係る第１特徴量、前記光干渉断層画像から前記病変候補の形態に係る第２特徴量を抽出し、

病変候補の形態に係る特徴量を入力した場合、虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力するよう学習された学習モデルに、抽出した第１特徴量及び第２特徴量を入力して、前記学習モデルによる演算を実行し、

前記学習モデルより得られる虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力する

処理をコンピュータに実行させるためのコンピュータプログラム。

[請求項2] 前記第１特徴量は、減衰性プラーク、リモデリング・インデックス、石灰化プラーク、新生血管、及びプラークボリュームの少なくとも１つに関する特徴量である

請求項１記載のコンピュータプログラム。

[請求項3] 前記第２特徴量は、線維性被膜の厚み、新生血管、石灰化プラーク、脂質性プラーク、及びマクロファージの浸潤の少なくとも１つに関する特徴量である

請求項１に記載のコンピュータプログラム。

[請求項4] 取得した超音波断層画像又は光断層画像に基づき、血管の病変候補を特定する

処理を前記コンピュータに実行させるための請求項１記載のコンピュータプログラム。

[請求項5] 血管の超音波断層画像及び光干渉断層画像を取得し、

血管の超音波断層画像及び光干渉断層画像を入力した場合、虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力するよう学習された学習モデル

に、取得した超音波断層画像及び光干渉断層画像を入力して、前記学習モデルによる演算を実行し、

前記学習モデルより得られる虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力する

処理をコンピュータに実行させるためのコンピュータプログラム。

[請求項6] 前記血管から複数の病変候補を特定した場合、特定した病変候補の夫々について、虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力する

処理を前記コンピュータに実行させるための請求項１から請求項５の何れか１つに記載のコンピュータプログラム。

[請求項7] 前記病変候補の夫々について、前記発症リスクの時系列推移を示す情報を出力する

処理を前記コンピュータに実行させるための請求項６記載のコンピュータプログラム。

[請求項8] 血管の超音波断層画像及び光干渉断層画像を取得し、

前記血管における病変候補を特定し、

前記超音波断層画像から前記病変候補の形態に係る第１特徴量、前記光干渉断層画像から前記病変候補の形態に係る第２特徴量を抽出し、

病変候補の形態に係る特徴量を入力した場合、虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力するよう学習された学習モデルに、抽出した第１特徴量及び第２特徴量を入力して、前記学習モデルによる演算を実行し、

前記学習モデルより得られる虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力する

処理をコンピュータにより実行する情報処理方法。

[請求項9] 血管の超音波断層画像及び光干渉断層画像を取得し、

血管の超音波断層画像及び光干渉断層画像を入力した場合、虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力するよう学習された学習モデル

に、取得した超音波断層画像及び光干渉断層画像を入力して、前記学習モデルによる演算を実行し、

前記学習モデルより得られる虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力する

処理をコンピュータに実行する情報処理方法。

[請求項10] 血管の超音波断層画像及び光干渉断層画像を取得する取得部と、

前記血管における病変候補を特定する特定部と、

前記超音波断層画像から前記病変候補の形態に係る第１特徴量、前記光干渉断層画像から前記病変候補の形態に係る第２特徴量を抽出する抽出部と、

病変候補の形態に係る特徴量を入力した場合、虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力するよう学習された学習モデルに、抽出した第１特徴量及び第２特徴量を入力して、前記学習モデルによる演算を実行する演算部と、

前記学習モデルより得られる虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力する出力部と

を備える情報処理装置。

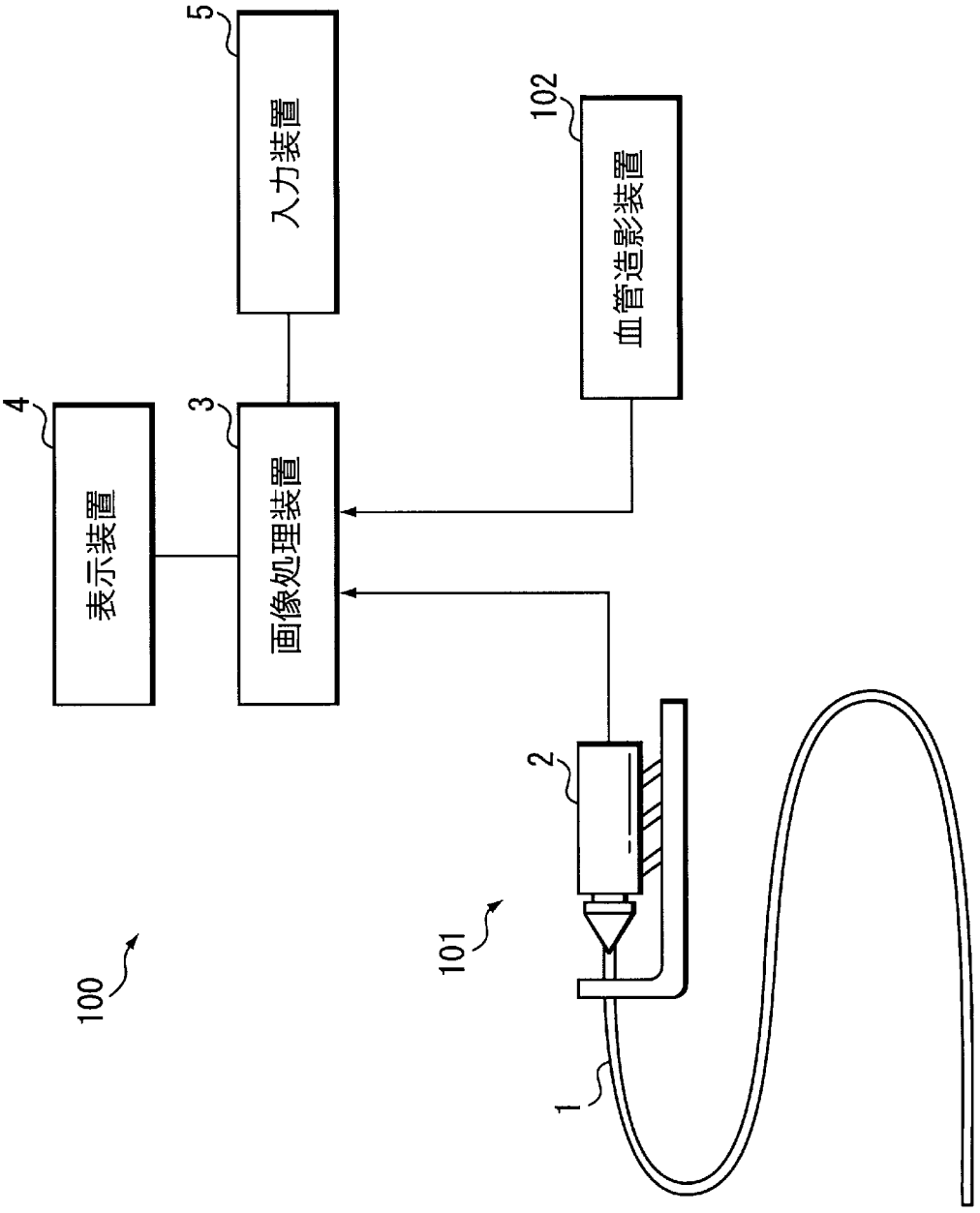
[請求項11] 血管の超音波断層画像及び光干渉断層画像を取得する取得部と、

血管の超音波断層画像及び光干渉断層画像を入力した場合、虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力するよう学習された学習モデルに、取得した超音波断層画像及び光干渉断層画像を入力して、前記学習モデルによる演算を実行する演算部と、

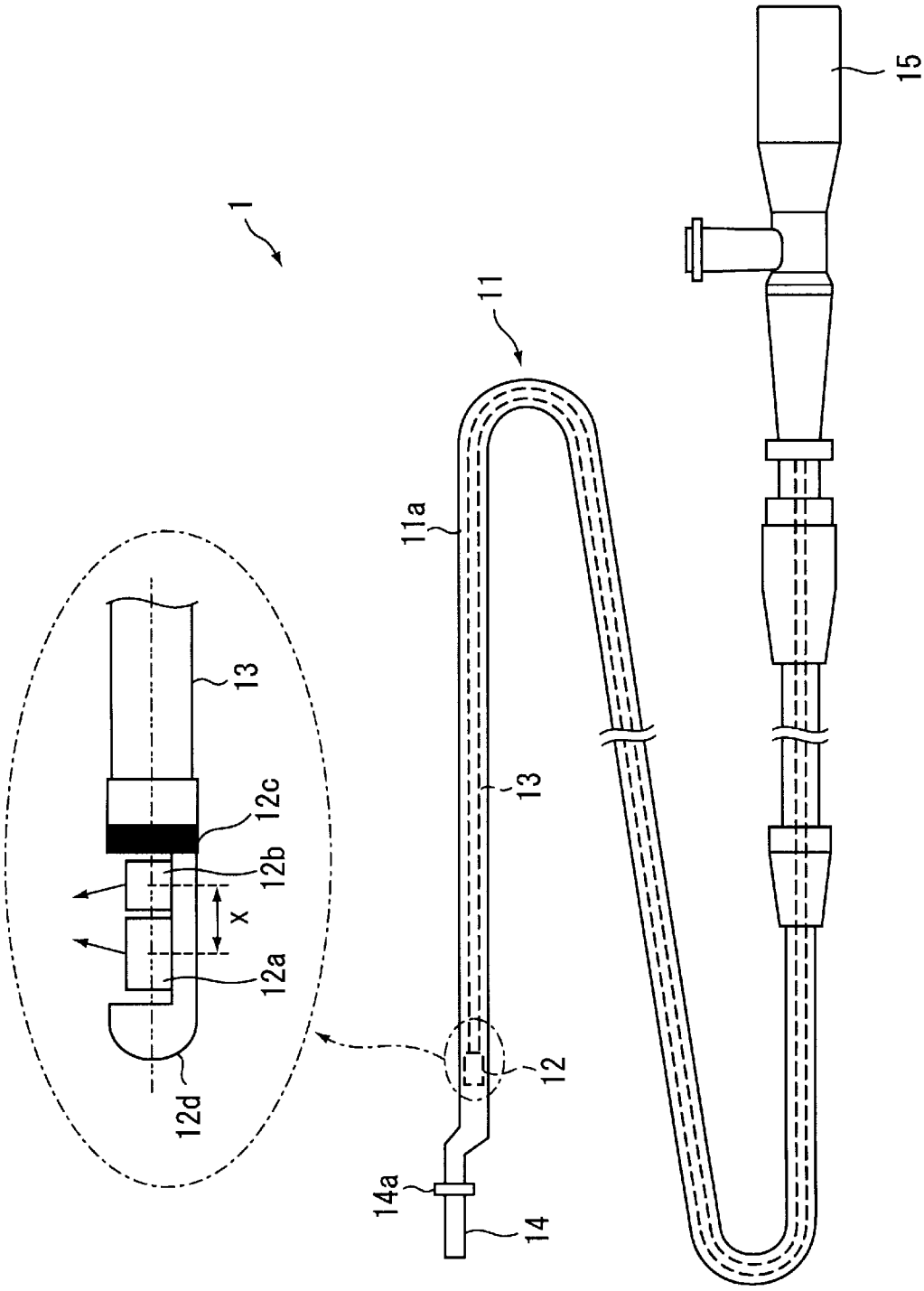
前記学習モデルより得られる虚血性心疾患の発症リスクに係る情報を出力する出力部と

を備える情報処理装置。

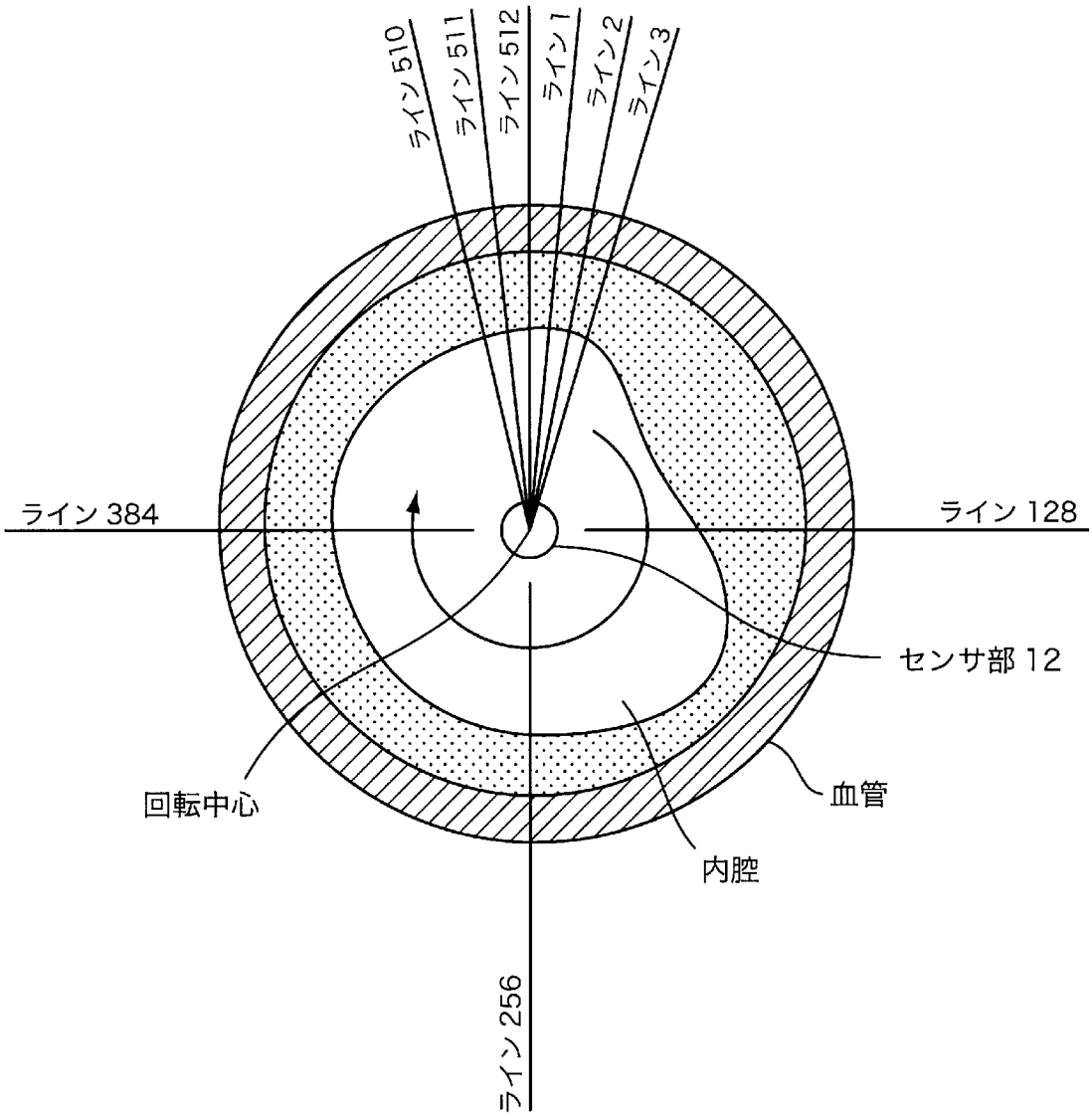
[図1]



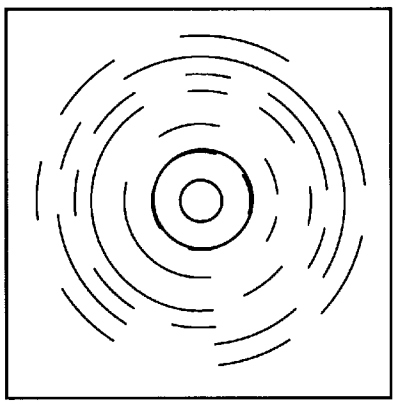
[図2]



[図3]

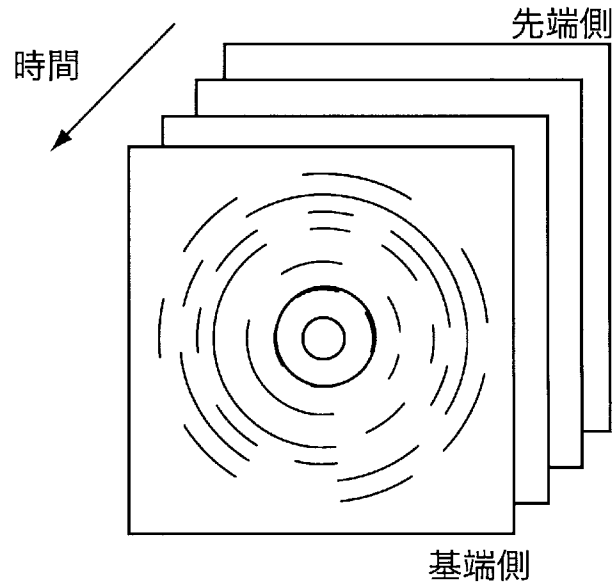


[図4A]

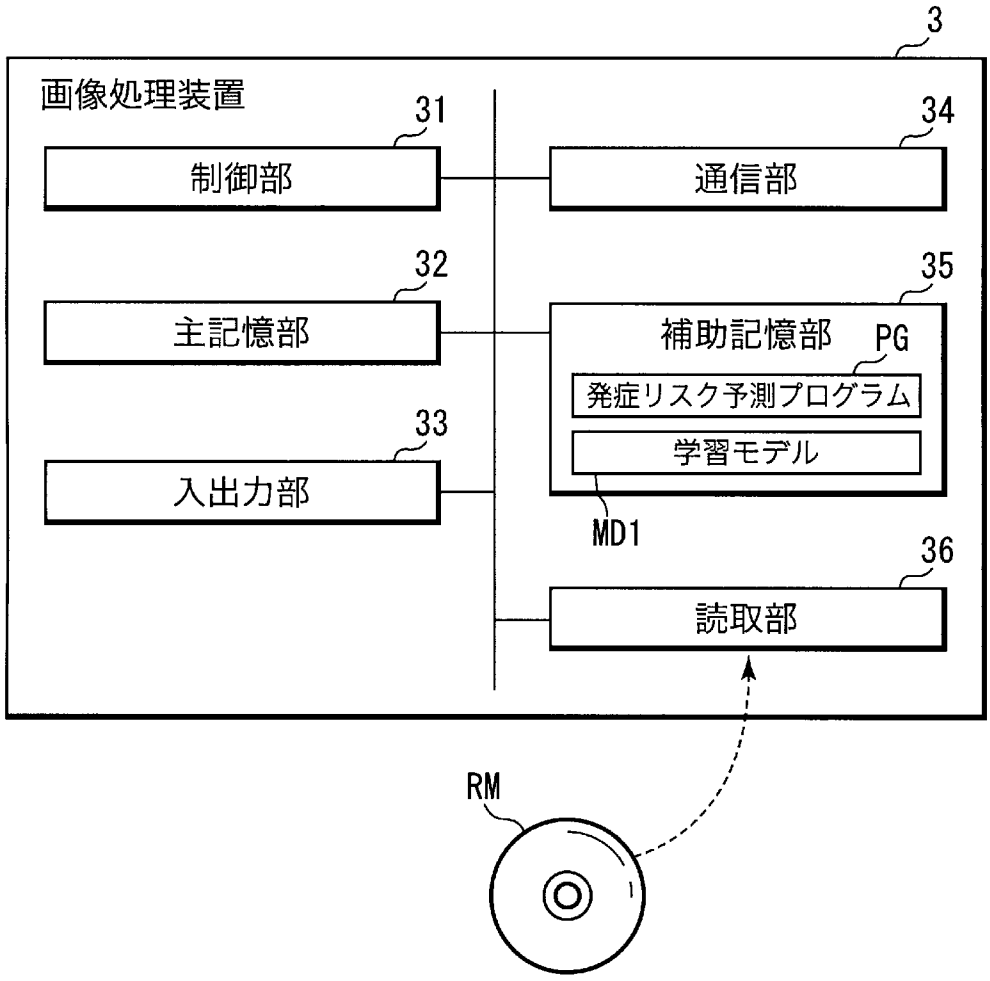


断層画像
(IVUS画像，OCT画像)

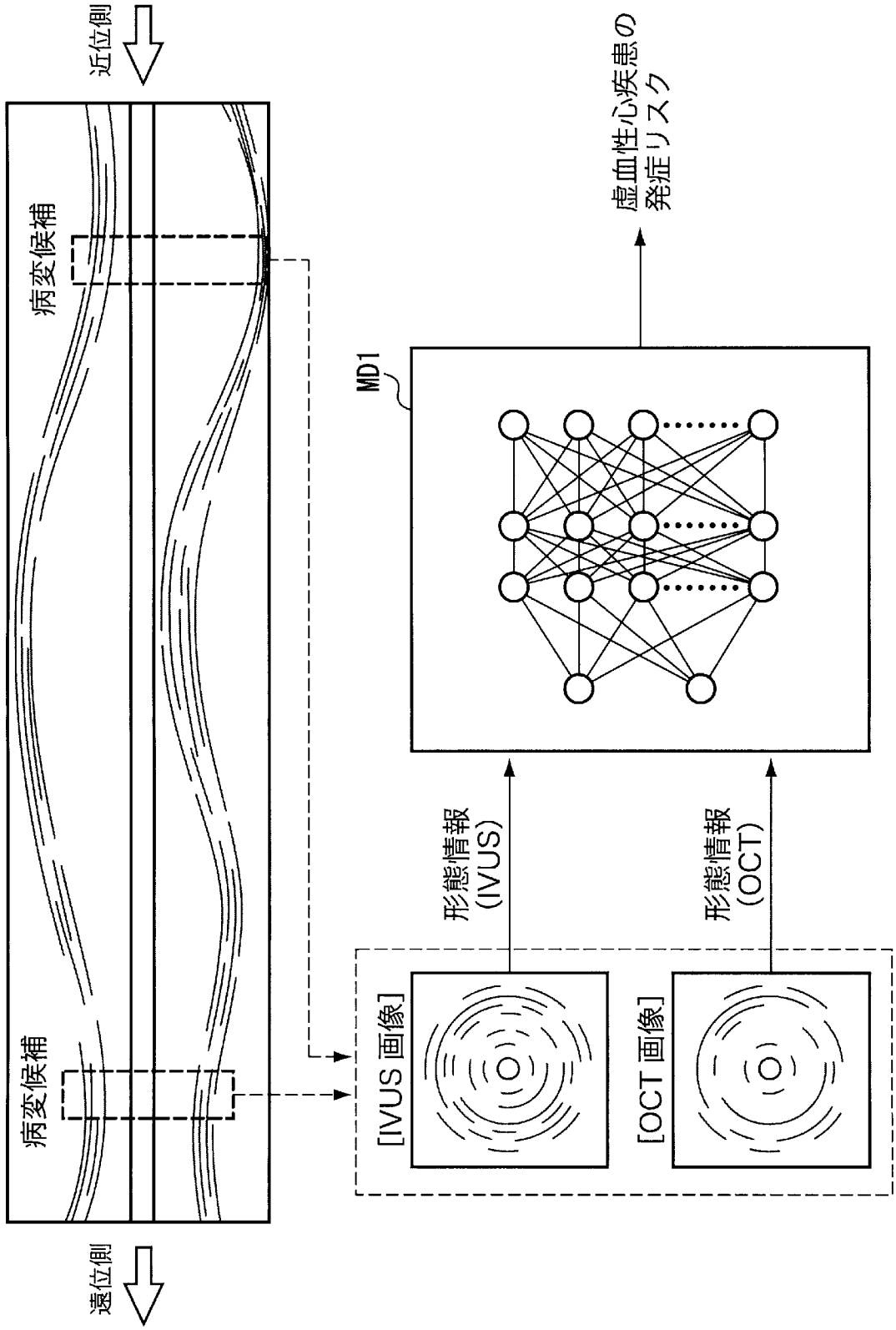
[図4B]


時間
先端側
基端側

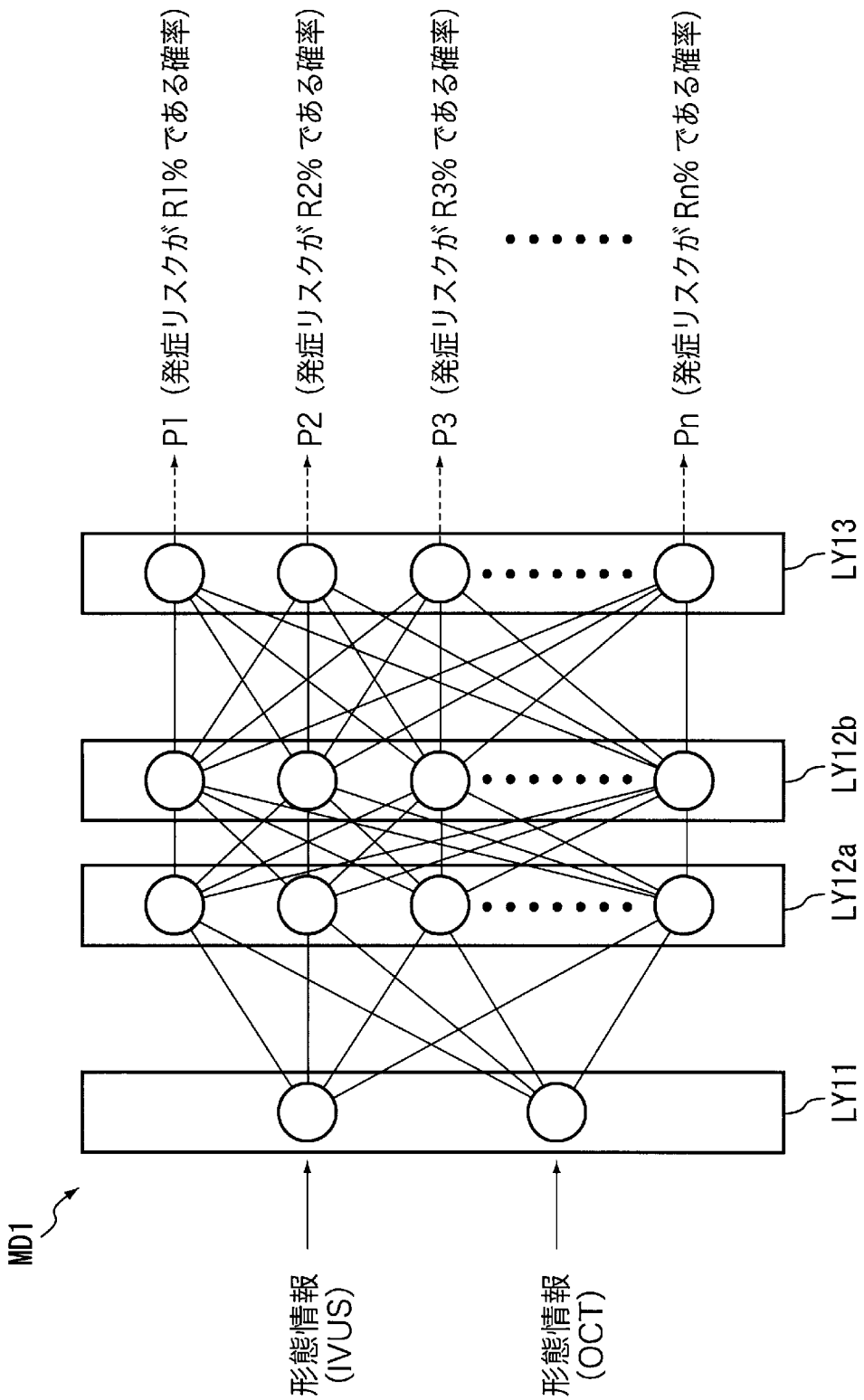
[図5]


3
画像処理装置
31
制御部
34
通信部
32
主記憶部
35
補助記憶部
PG
発症リスク予測プログラム
学習モデル
33
入出力部
MD1
36
読取部
RM

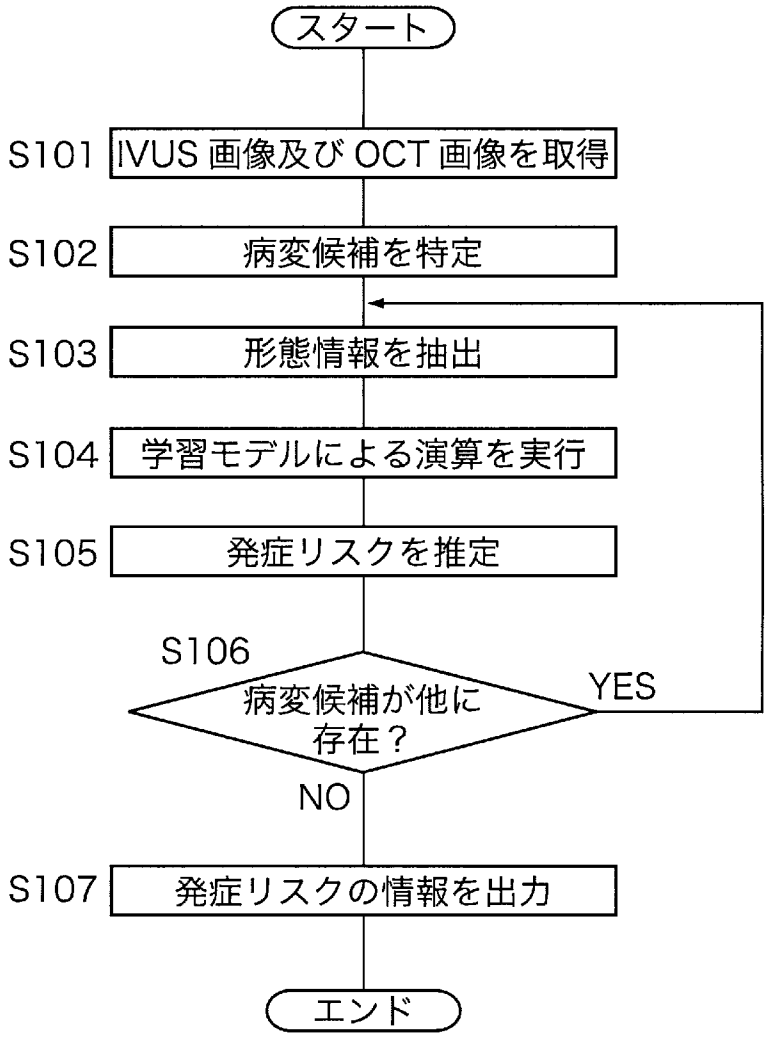
[図6]


近位側
病変候補
病変候補
遠位側
MD1
虚血性心疾患の
発症リスク
形態情報
(IVUS)
形態情報
(OCT)
[IVUS 画像]
[OCT 画像]

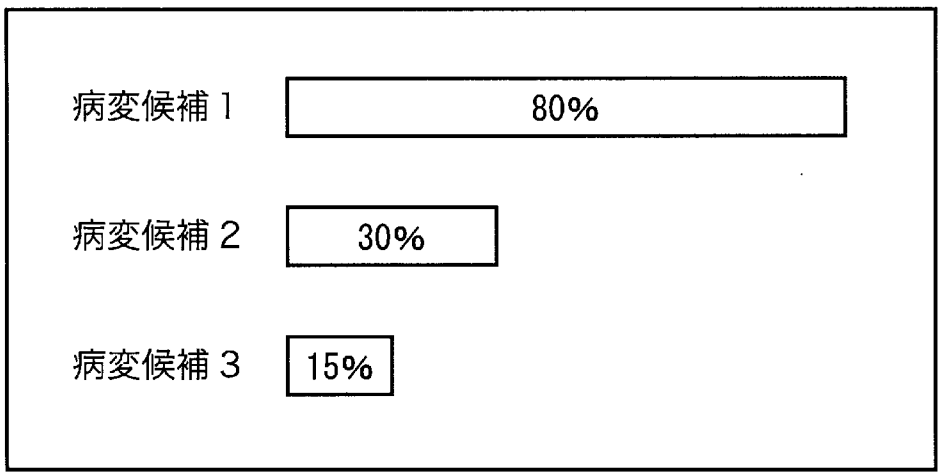
[図7]


P1（発症リスクがR1%である確率）
P2（発症リスクがR2%である確率）
P3（発症リスクがR3%である確率）
Pn（発症リスクがRn%である確率）
LY13
LY12b
LY12a
LY11
MD1
形態情報(IVUS)
形態情報(OCT)

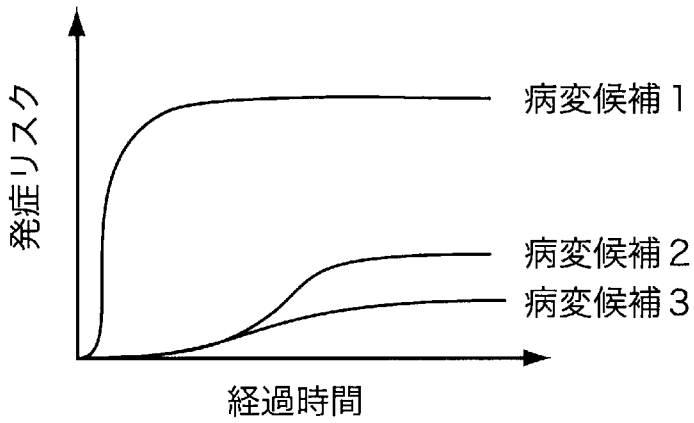
[図8]


スタート
S101
IVUS 画像及び OCT 画像を取得
S102
病変候補を特定
S103
形態情報を抽出
S104
学習モデルによる演算を実行
S105
発症リスクを推定
S106
病変候補が他に存在？
YES
NO
S107
発症リスクの情報を出力
エンド

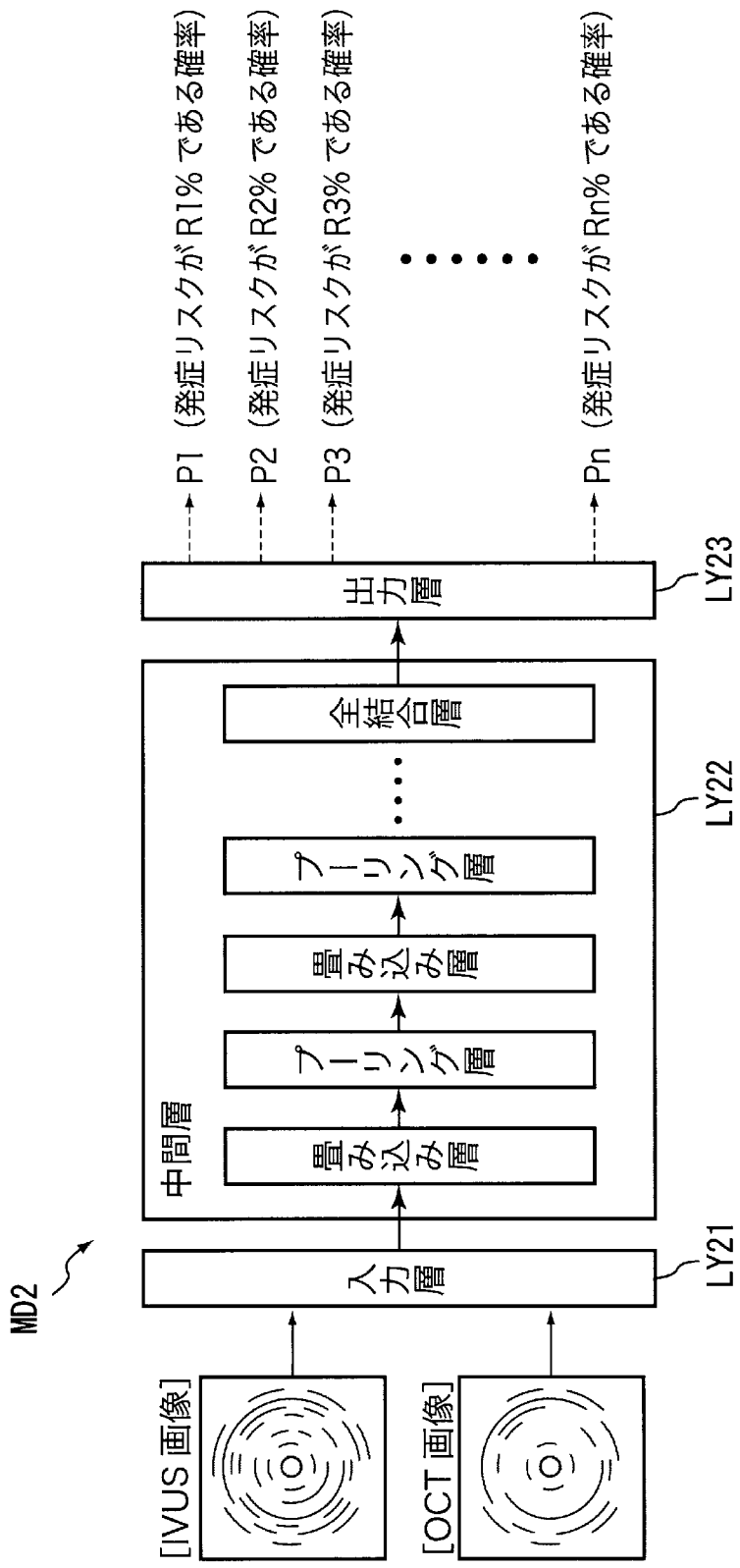
[図9]


病変候補 1
80%
病変候補 2
30%
病変候補 3
15%

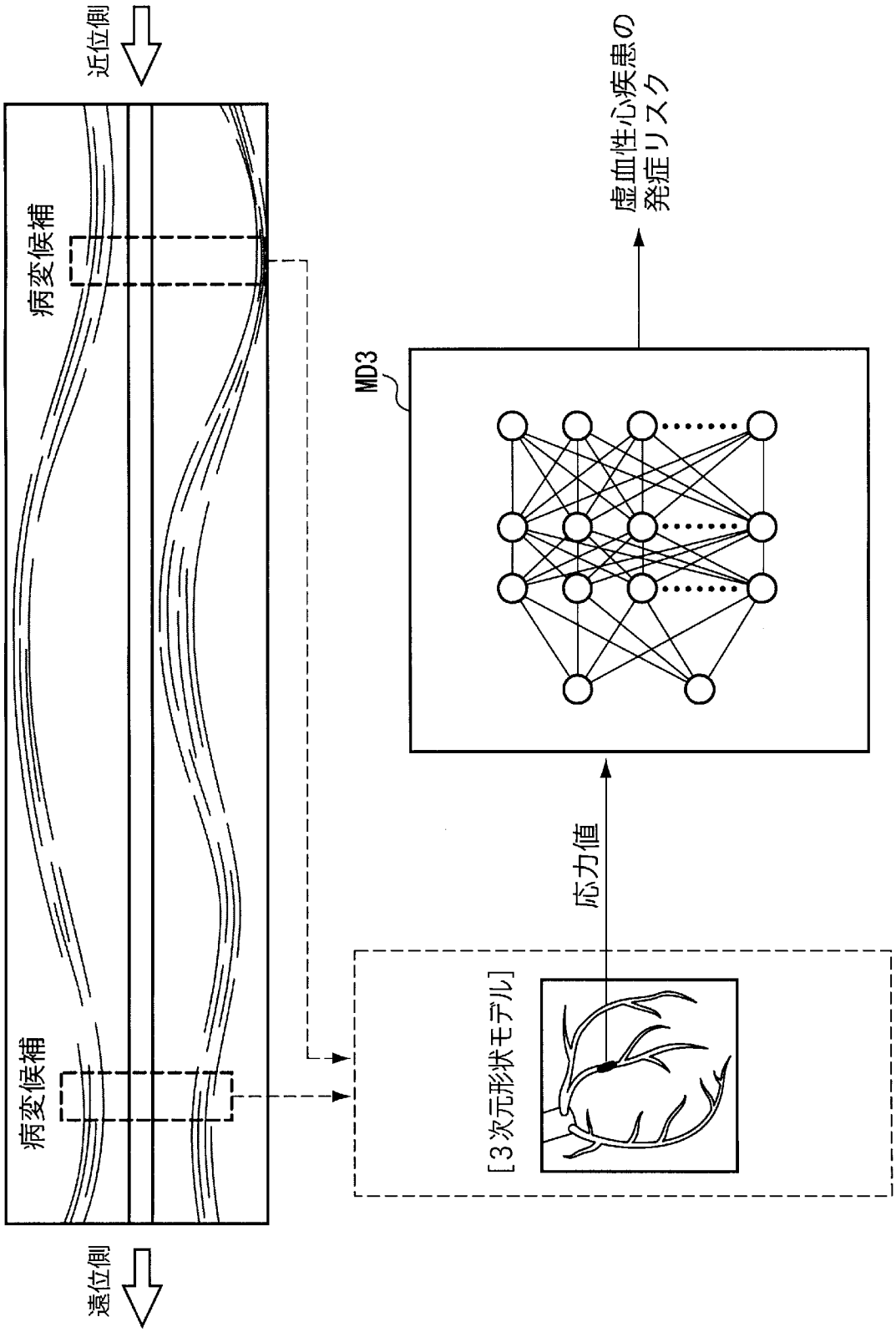
[図10]



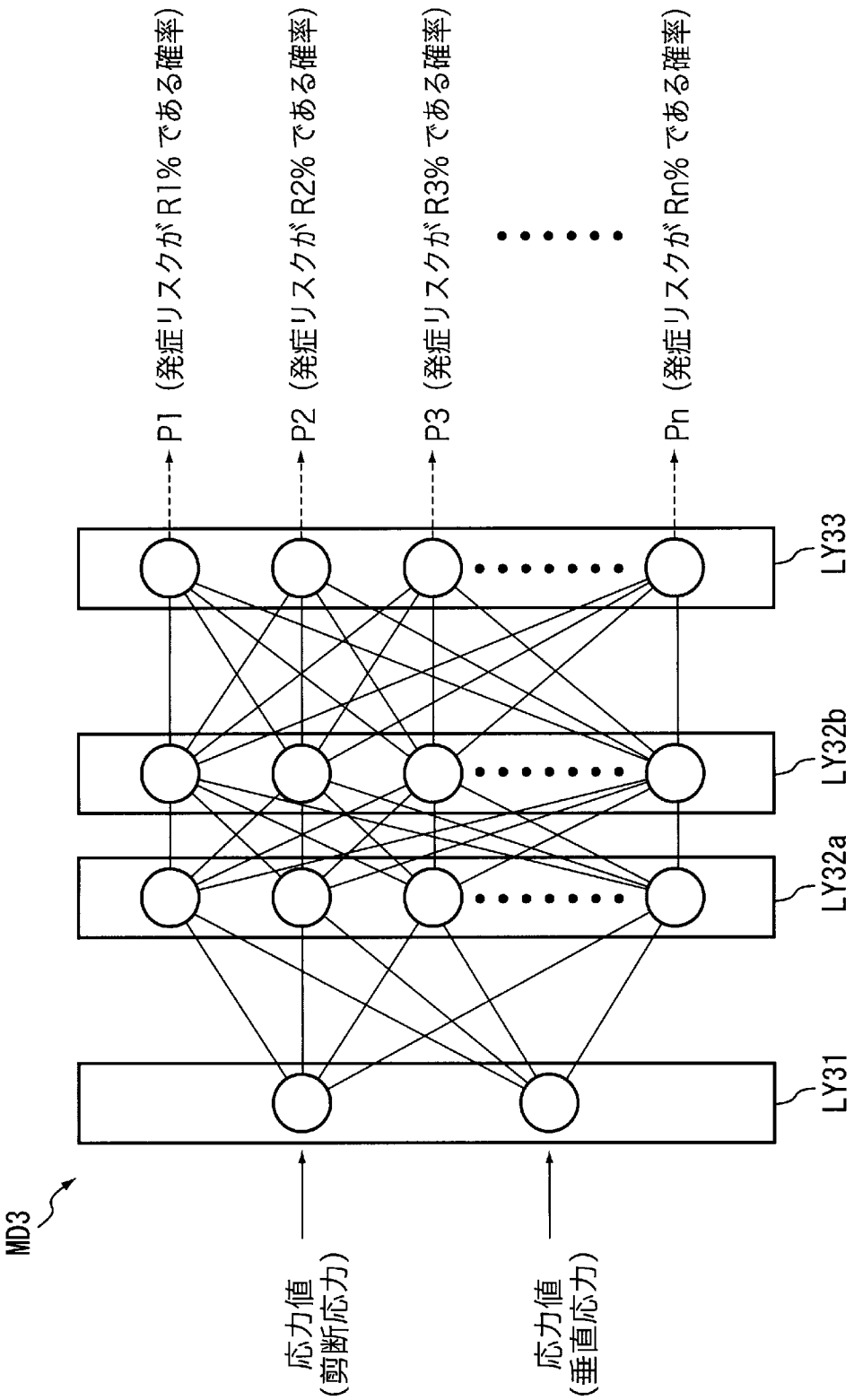
[図11]


P1（発症リスクがR1%である確率）
P2（発症リスクがR2%である確率）
P3（発症リスクがR3%である確率）
Pn（発症リスクがRn%である確率）
出力層
LY23
全結合層
プーリング層
畳み込み層
プーリング層
畳み込み層
中間層
LY22
入力層
LY21
MD2
[IVUS画像]
[OCT画像]

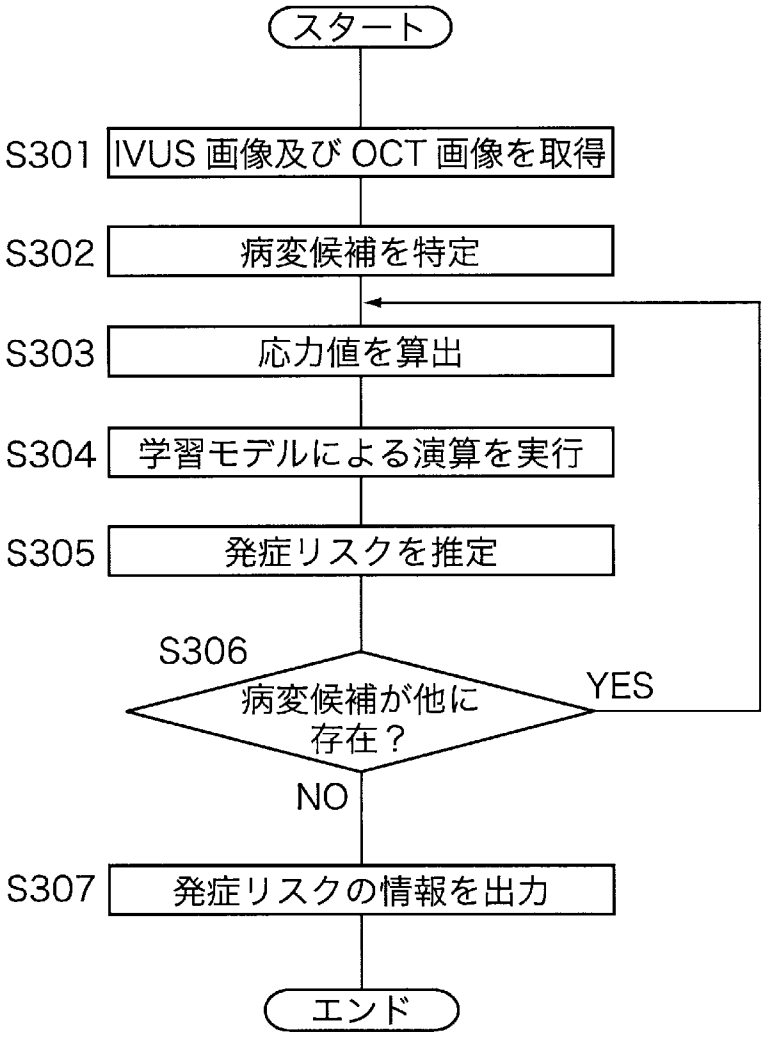
[図12]



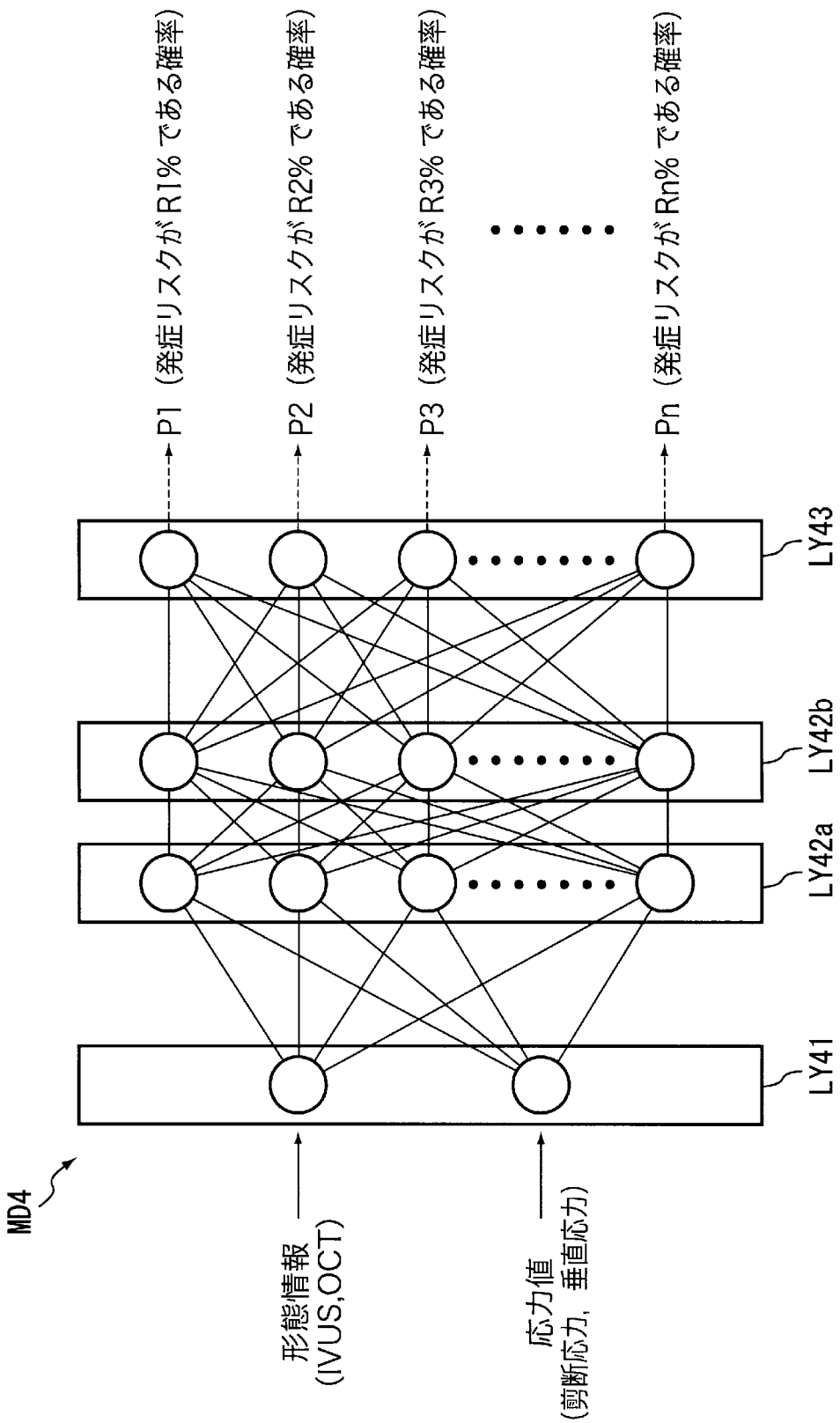
[図13]


P1（発症リスクがR1%である確率）
P2（発症リスクがR2%である確率）
P3（発症リスクがR3%である確率）
Pn（発症リスクがRn%である確率）
LY33
LY32b
LY32a
LY31
MD3
応力値（剪断応力）
応力値（垂直応力）

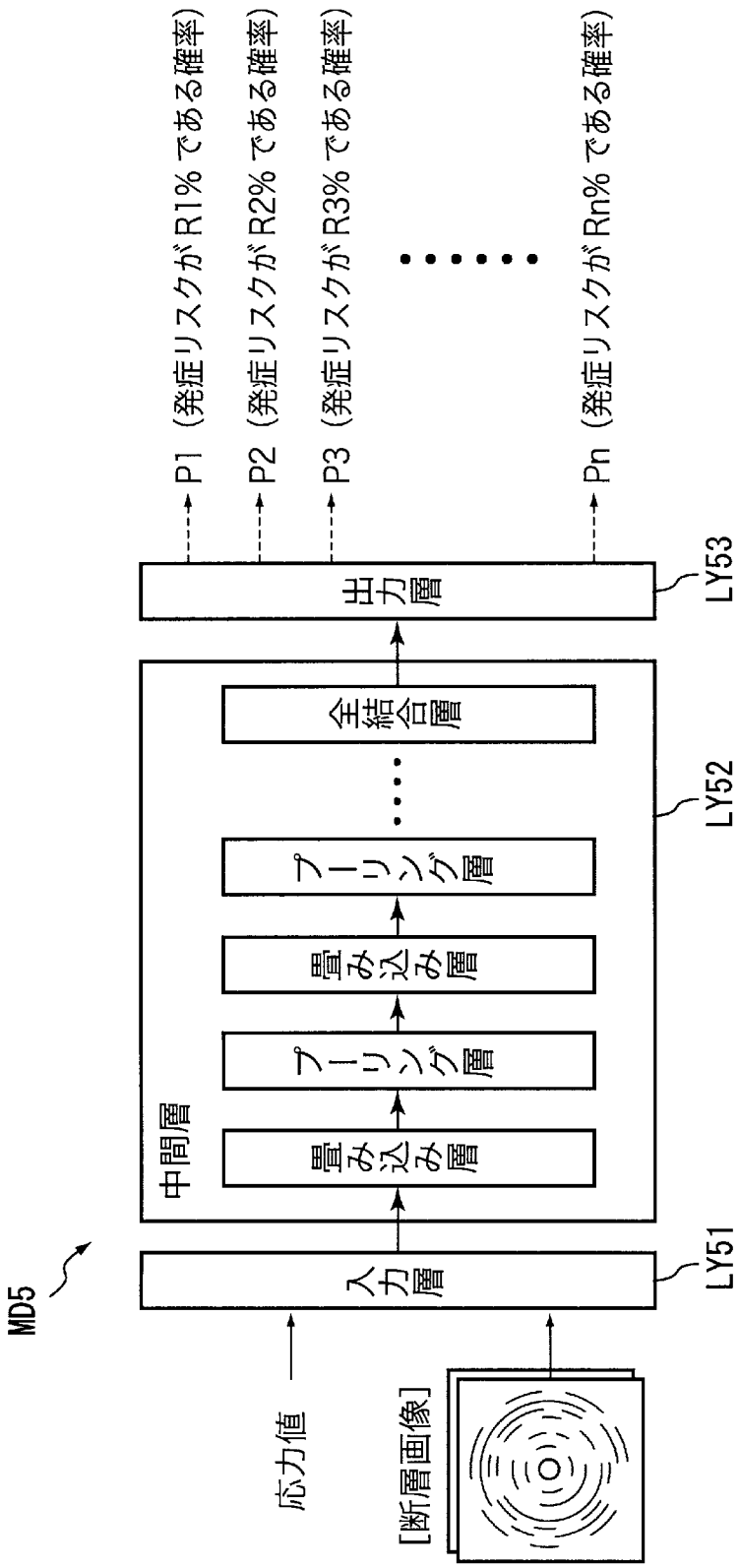
[図14]


スタート
S301
IVUS 画像及び OCT 画像を取得
S302
病変候補を特定
S303
応力値を算出
S304
学習モデルによる演算を実行
S305
発症リスクを推定
S306
病変候補が他に存在？
YES
NO
S307
発症リスクの情報を出力
エンド

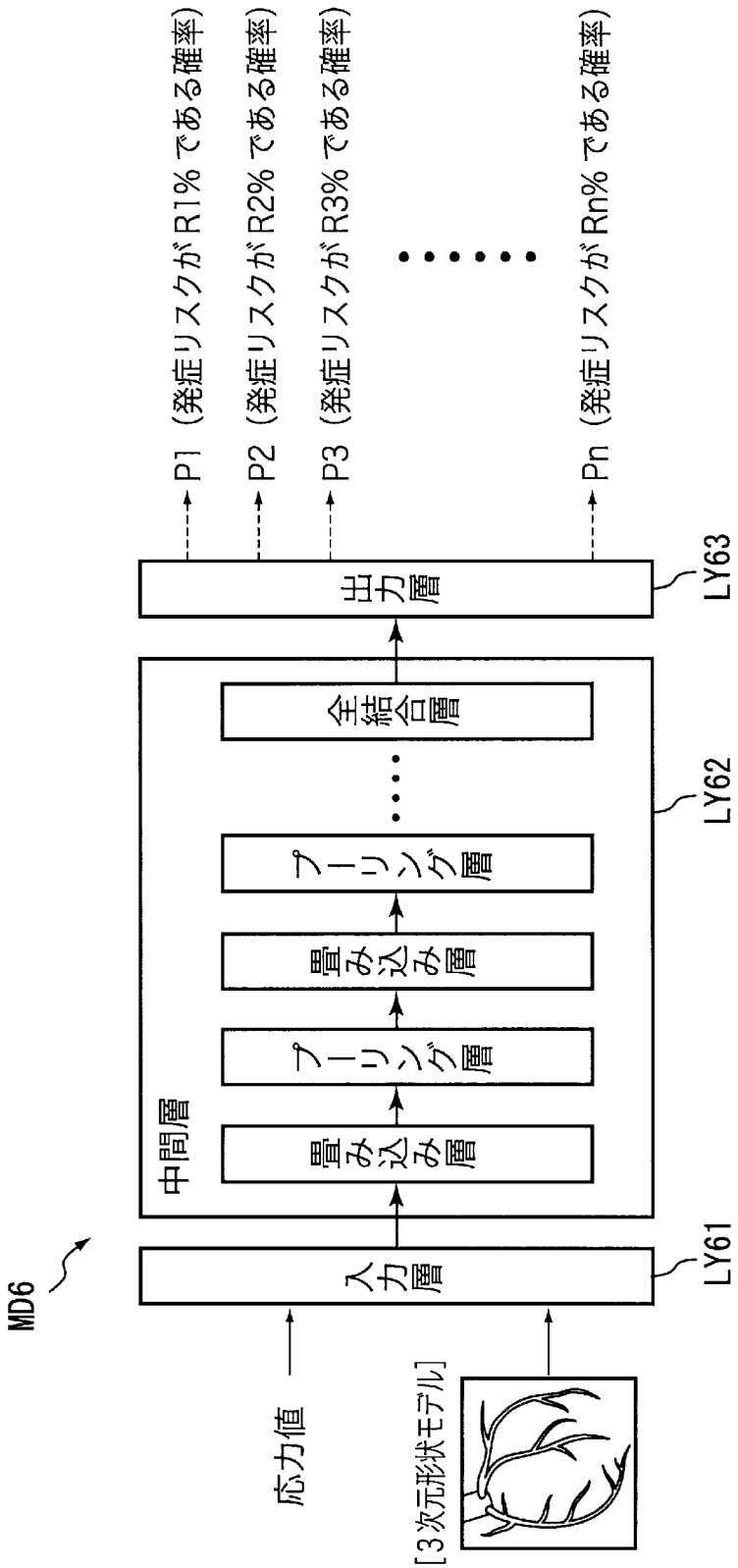
[図15]


P1（発症リスクがR1%である確率）
P2（発症リスクがR2%である確率）
P3（発症リスクがR3%である確率）
Pn（発症リスクがRn%である確率）
LY43
LY42b
LY42a
LY41
MD4
形態情報
(IVUS,OCT)
応力値
(剪断応力，垂直応力)

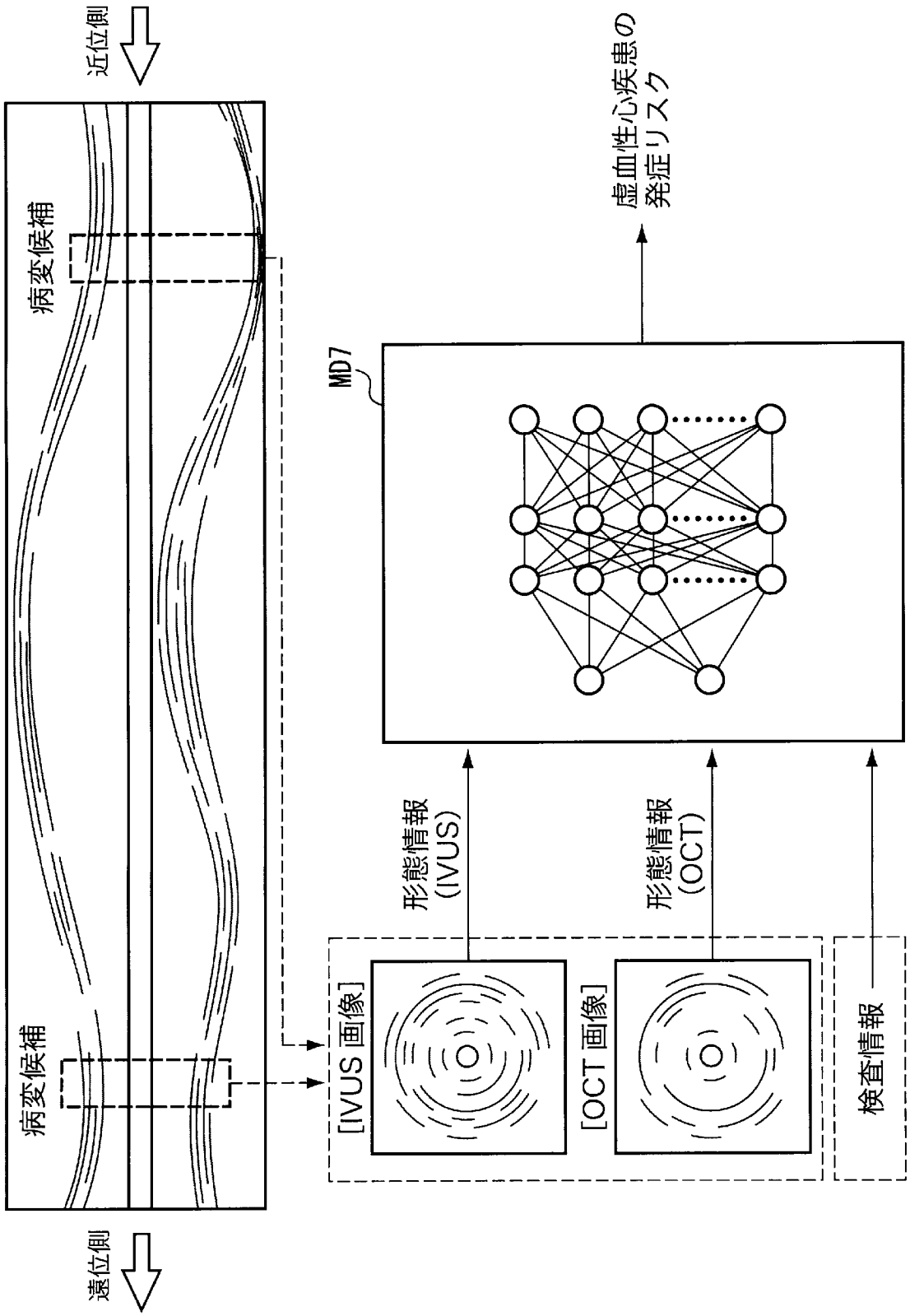
[図16]


P1 (発症リスクがR1%である確率)
P2 (発症リスクがR2%である確率)
P3 (発症リスクがR3%である確率)
Pn (発症リスクがRn%である確率)
出力層
LY53
全結合層
プーリング層
畳み込み層
プーリング層
畳み込み層
中間層
LY52
入力層
LY51
MD5
応力値
[断層画像]

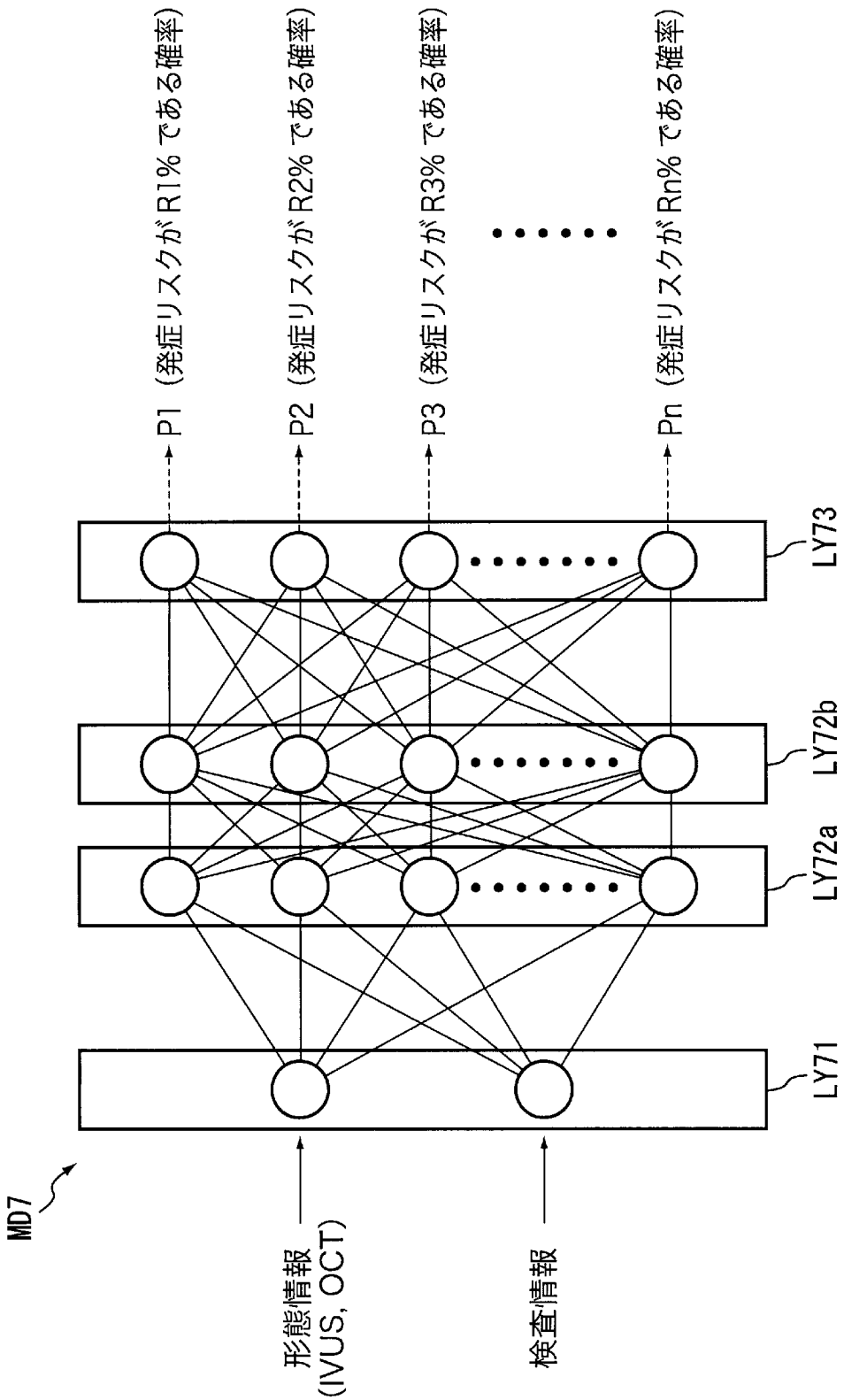
[図17]


P1（発症リスクがR1%である確率）
P2（発症リスクがR2%である確率）
P3（発症リスクがR3%である確率）
Pn（発症リスクがRn%である確率）
出力層
LY63
全結合層
プーリング層
畳み込み層
プーリング層
畳み込み層
中間層
LY62
入力層
LY61
MD6
応力値
[3次元形状モデル]

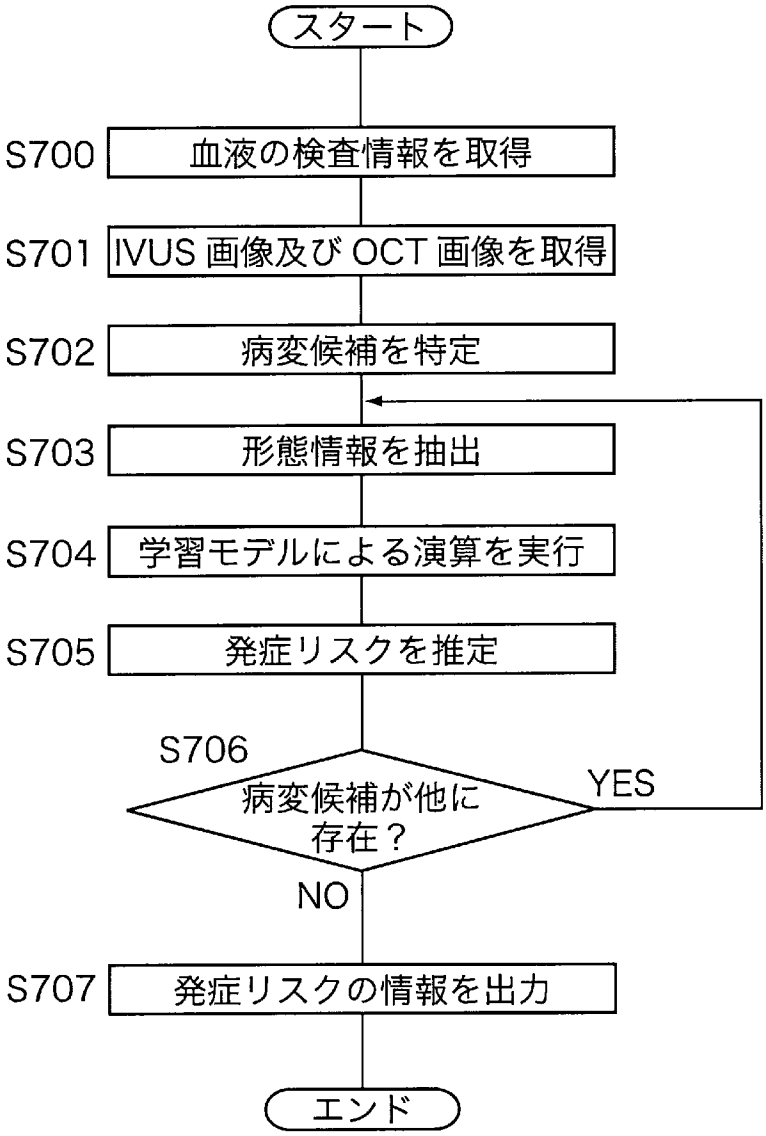
[図18]


近位側
病変候補
病変候補
遠位側
MD7
虚血性心疾患の
発症リスク
[IVUS 画像]
[OCT 画像]
形態情報
(IVUS)
形態情報
(OCT)
検査情報

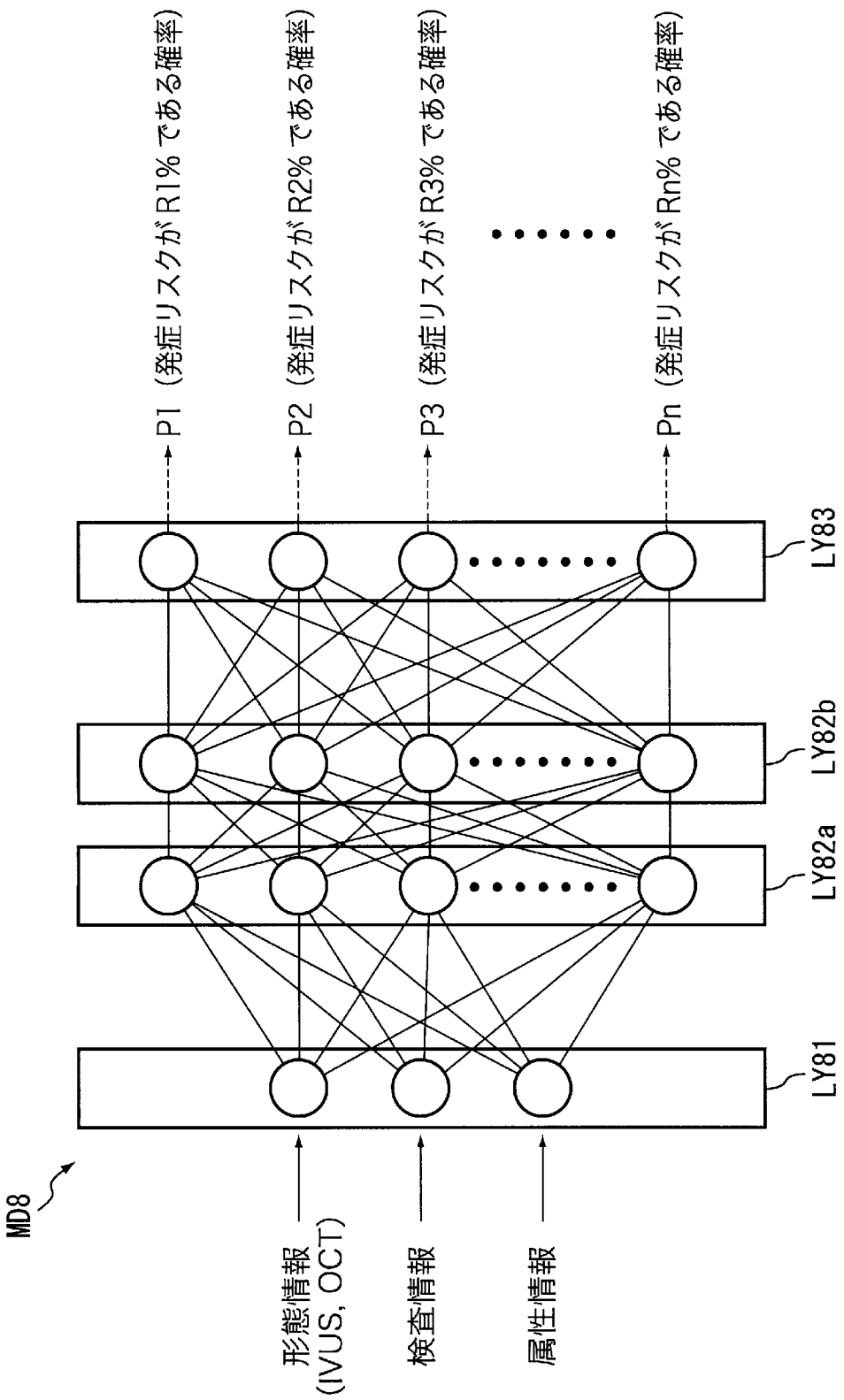
[図19]


P1 (発症リスクがR1%である確率)
P2 (発症リスクがR2%である確率)
P3 (発症リスクがR3%である確率)
Pn (発症リスクがRn%である確率)
LY73
LY72b
LY72a
LY71
MD7
形態情報
(IVUS, OCT)
検査情報

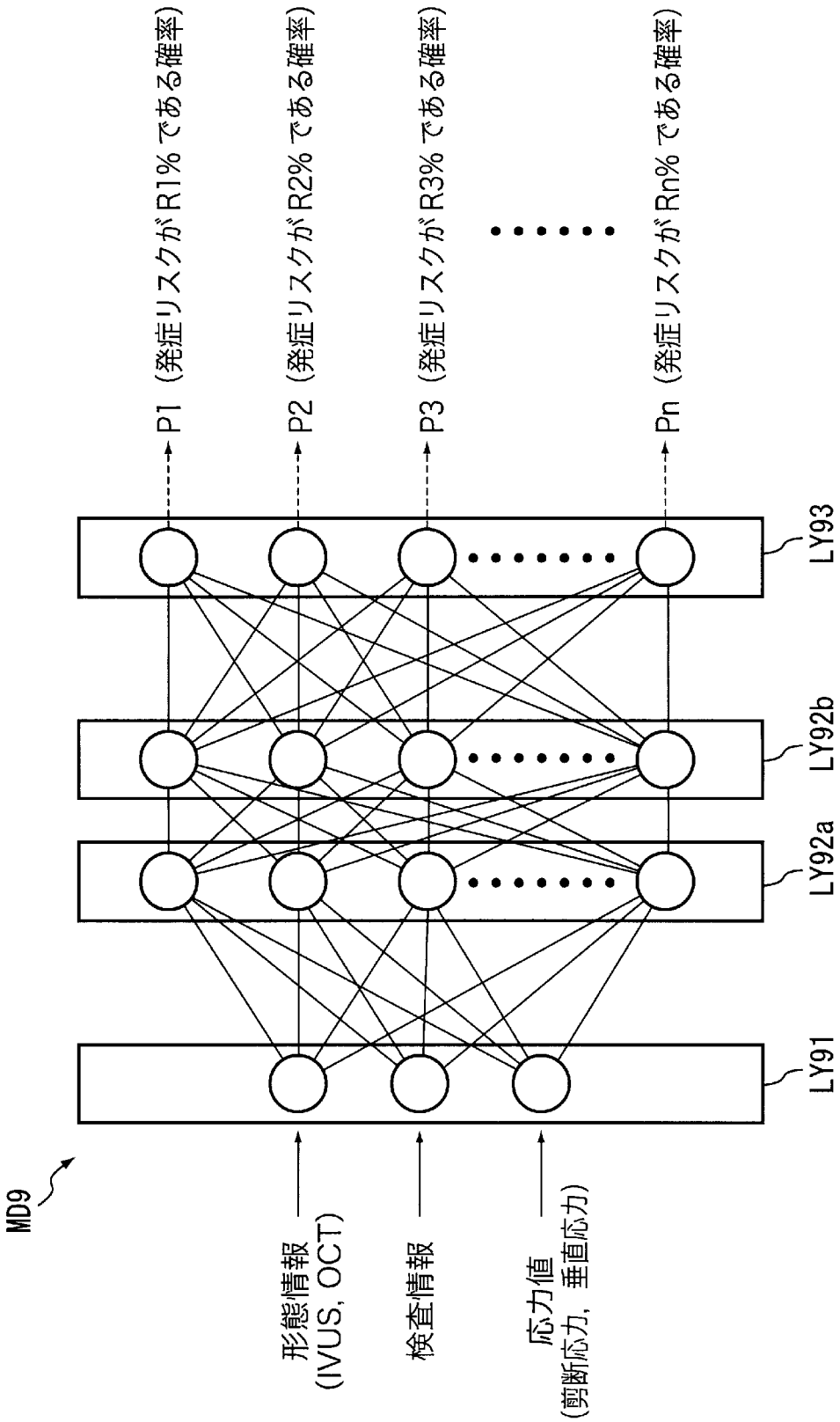
[図20]


スタート
S700
血液の検査情報を取得
S701
IVUS 画像及び OCT 画像を取得
S702
病変候補を特定
S703
形態情報を抽出
S704
学習モデルによる演算を実行
S705
発症リスクを推定
S706
病変候補が他に存在？
YES
NO
S707
発症リスクの情報を出力
エンド

[図21]


P1（発症リスクがR1%である確率）
P2（発症リスクがR2%である確率）
P3（発症リスクがR3%である確率）
Pn（発症リスクがRn%である確率）
LY83
LY82b
LY82a
LY81
MD8
形態情報
(IVUS, OCT)
検査情報
属性情報

[図22]


P1 (発症リスクがR1%である確率)
P2 (発症リスクがR2%である確率)
P3 (発症リスクがR3%である確率)
Pn (発症リスクがRn%である確率)
LY93
LY92b
LY92a
LY91
MD9
形態情報
(IVUS, OCT)
検査情報
応力値
(剪断応力, 垂直応力)

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.
PCT/JP2023/035479

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

A61B 8/12(2006.01)i; ***A61B 1/00***(2006.01)i; ***A61B 1/045***(2006.01)i; ***A61B 1/313***(2006.01)i
FI: A61B8/12; A61B1/00 526; A61B1/00 530; A61B1/313 510; A61B1/045 618; A61B1/045 615; A61B1/045 614

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)

A61B8/00-8/15; A61B1/00-1/32

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 1971-2023
Registered utility model specifications of Japan 1996-2023
Published registered utility model applications of Japan 1994-2023

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.
Y	LIU, Minghao et al. Artificial Intelligence-A Good Assistant to Multi-Modality Imaging in Managing Acute Coronary Syndrome. Front. Cardiovasc. Med. 16 February 2022, February 2022, vol. 8, article 782971, https://doi.org/10.3389/fcvm.2021.782971 p. 7, right column, line 37 to p. 8, right column, line 38, p. 9, right column, lines 6-10	1-11
Y	JP 2006-109959 A (HITACHI MEDICAL CORP) 27 April 2006 (2006-04-27) paragraphs [0010], [0025]-[0026], [0068]	1-4, 6-8, 10
Y	JP 2020-203077 A (CANON MEDICAL SYSTEMS CORP) 24 December 2020 (2020-12-24) paragraphs [0031]-[0038], [0040], fig. 4	1-11
Y	WO 2021/193019 A1 (TERUMO KABUSHIKI KAISHA) 30 September 2021 (2021-09-30) paragraphs [0026]-[0027], fig. 4	5-7, 9, 11
A	JP 2021-516108 A (KONINKLIJKE PHILIPS N.V.) 01 July 2021 (2021-07-01) entire text, all drawings	1-11
A	JP 2021-516106 A (KONINKLIJKE PHILIPS N.V.) 01 July 2021 (2021-07-01) entire text, all drawings	1-11

☑ 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	Date of mailing of the international search report
09 November 2023	**21 November 2023**
Name and mailing address of the ISA/JP **Japan Patent Office (ISA/JP)** **3-4-3 Kasumigaseki, Chiyoda-ku, Tokyo 100-8915** **Japan**	Authorized officer Telephone No.

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	GUO, Xiaoya et al. A Multimodality Image-Based Fluid-Structure Interaction Modeling Approach for Prediction of Coronary Plaque Progression Using IVUS and Optical Coherence Tomography Data With Follow-Up. Journal of Biomechanical Engineering. 02 August 2019, 2019 Sep, vol. 141, issue 9, doi: 10.1115/1.4043866. entire text, all drawings	1-11

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.
PCT/JP2023/035479

Patent document cited in search report	Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
JP 2006-109959 A	27 April 2006	(Family: none)	
JP 2020-203077 A	24 December 2020	US 2020/0391053 A1 paragraphs [0044]-[0051], [0053], fig. 4 EP 3751582 A1 CN 112076398 A	
WO 2021/193019 A1	30 September 2021	(Family: none)	
JP 2021-516108 A	01 July 2021	US 2020/0411189 A1 entire text, all drawings WO 2019/170561 A1 EP 3576097 A1 EP 3762937 A1 CN 111954907 A	
JP 2021-516106 A	01 July 2021	US 2020/0402646 A1 entire text, all drawings WO 2019/170493 A1 EP 3618002 A1 EP 3762935 A1 CN 112106146 A	

国際調査報告

国際出願番号
PCT/JP2023/035479

A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（ＩＰＣ））

A61B 8/12(2006.01)i; A61B 1/00(2006.01)i; A61B 1/045(2006.01)i; A61B 1/313(2006.01)i
FI: A61B8/12; A61B1/00 526; A61B1/00 530; A61B1/313 510; A61B1/045 618; A61B1/045 615; A61B1/045 614

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））

A61B8/00-8/15; A61B1/00-1/32

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

日本国実用新案公報	１９２２－１９９６年
日本国公開実用新案公報	１９７１－２０２３年
日本国実用新案登録公報	１９９６－２０２３年
日本国登録実用新案公報	１９９４－２０２３年

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）

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
Y	LIU, Ming-Hao et al., Artificial Intelligence-A Good Assistant to Multi-Modality Imaging in Managing Acute Coronary Syndrome, Front. Cardiovasc. Med., 2022.02.16, February 2022, Volume 8, Article 782971, https://doi.org/10.3389/fcvm.2021.782971 第7頁右欄第37行目-第8頁右欄第38行目，第9頁右欄第6行目-第10行目	1-11
Y	JP 2006-109959 A（株式会社日立メディコ）27.04.2006（2006-04-27） [0010]，[0025]-[0026]，[0068]	1-4，6-8，10
Y	JP 2020-203077 A（キヤノンメディカルシステムズ株式会社）24.12.2020（2020-12-24） [0031]-[0038]，[0040]，[図4]	1-11
Y	WO 2021/193019 A1（テルモ株式会社）30.09.2021（2021-09-30） [0026]-[0027]，[図4]	5-7，9，11
A	JP 2021-516108 A（コーニンクレッカ フィリップス エヌ ヴェ）01.07.2021（2021-07-01） 全文全図	1-11

☑ 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
“L” 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	国際調査報告の発送日
09.11.2023	21.11.2023

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）
蔵田　真彦 2U 2645

電話番号 03-3581-1101 内線 3252

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	JP 2021-516106 A (コーニンクレッカ フィリップス エヌ ヴェ) 01.07.2021 (2021-07-01) 全文全図	1-11
A	GUO, Xiaoya et al., A Multimodality Image-Based Fluid-Structure Interaction Modeling Approach for Prediction of Coronary Plaque Progression Using IVUS and Optical Coherence Tomography Data With Follow-Up, Journal of Biomechanical Engineering, 2019.08.02, 2019 Sep, Vol. 141, Issue 9, doi: 10.1115/1.4043866. 全文全図	1-11

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/JP2023/035479

引用文献	公表日	パテントファミリー文献	公表日
JP 2006-109959 A	27.04.2006	（ファミリーなし）	
JP 2020-203077 A	24.12.2020	US 2020/0391053 A1 段落[0044]-[0051], [0053], FIG.4 EP 3751582 A1 CN 112076398 A	
WO 2021/193019 A1	30.09.2021	（ファミリーなし）	
JP 2021-516108 A	01.07.2021	US 2020/0411189 A1 全文全図 WO 2019/170561 A1 EP 3576097 A1 EP 3762937 A1 CN 111954907 A	
JP 2021-516106 A	01.07.2021	US 2020/0402646 A1 全文全図 WO 2019/170493 A1 EP 3618002 A1 EP 3762935 A1 CN 112106146 A	