

(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
2023年3月9日(09.03.2023)



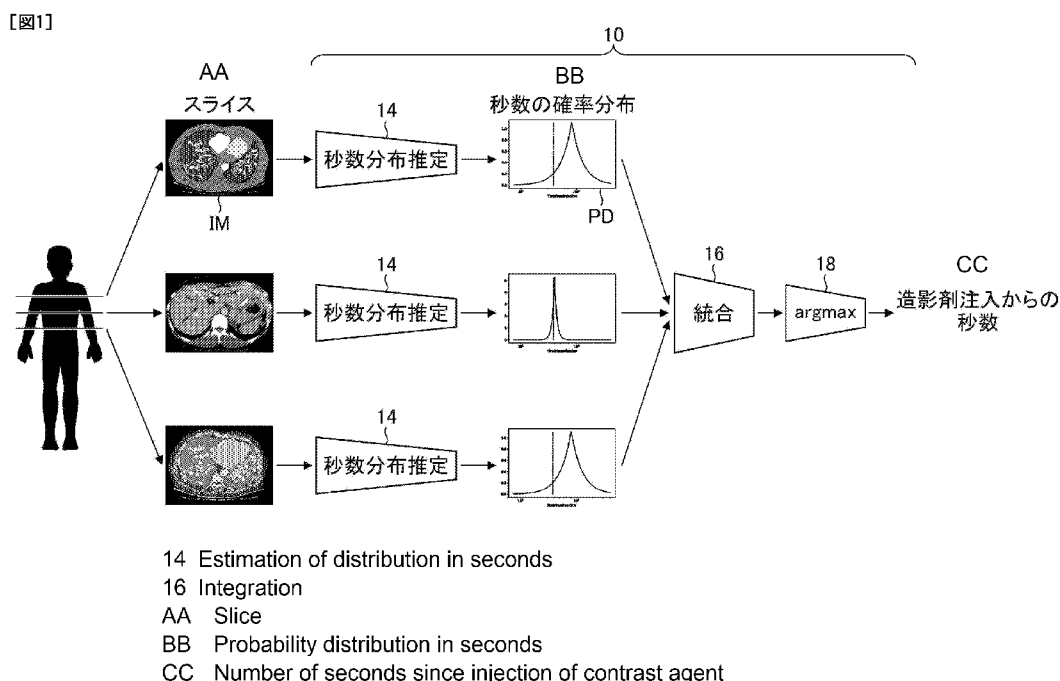
(10) 国際公開番号

WO 2023/032438 A1

- (51) 国際特許分類:
G06N 20/00 (2019.01)
- (21) 国際出願番号: PCT/JP2022/025288
- (22) 国際出願日: 2022年6月24日(24.06.2022)
- (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 2021-141458 2021年8月31日(31.08.2021) 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2番30号 Tokyo (JP).
- (72) 発明者: 尾谷 圭太 (OTANI, Keita); 〒1068620 東京都港区西麻布2丁目2番30号 富士フイルム株式会社内 Tokyo (JP).
- (74) 代理人: 松浦 憲三 (MATSUURA, Kenzo); 〒1630223 東京都新宿区西新宿二丁目6番1号 新宿住友ビル23階 新都心国際特許事務所 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, 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,

(54) Title: REGRESSION ESTIMATION DEVICE AND METHOD, PROGRAM, AND TRAINED MODEL GENERATION METHOD

(54) 発明の名称: 回帰推定装置および方法、プログラム並びに学習済みモデルの生成方法



(57) Abstract: Provided are a regression estimation device and method, a program, and a trained model generation method that are capable of improving the accuracy of estimation when deriving one estimation value by integrating estimation results obtained through a plurality of inputs. This regression estimation device comprises one or more processors and one or more storage devices storing programs to be executed by the one or more processors, the one or more processors executing the commands of the programs to: receive input of a plurality of sets of data; input the plurality of sets of data



WO 2023/032438 A1

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))

into a single regression model to estimate a plurality of combinations of estimation values and likelihoods of the estimation values from the plurality of sets of data; and integrate the plurality of combinations of estimation results on the basis of the plurality of combinations of estimation values and likelihoods of the estimation values estimated by the regression model.

(57) 要約 : 複数の入力を行うことにより得られる推定結果を統合して一つの推定値を導く場合の推定の精度を高めることができる回帰推定装置および方法、プログラム並びに学習済みモデルの生成方法を提供する。回帰推定装置は、1つ以上のプロセッサと、1つ以上のプロセッサによって実行されるプログラムが記憶される1つ以上の記憶装置と、を備え、1つ以上のプロセッサは、プログラムの命令を実行することにより、複数のデータの入力を受け付け、複数のデータを単一の回帰モデルに入力することにより、複数のデータから推定値と推定値の確からしさを複数組推定し、回帰モデルにより推定された複数組の推定値と推定値の確からしさを基に、複数組の推定結果を統合する。

明 細 書

発明の名称：

回帰推定装置および方法、プログラム並びに学習済みモデルの生成方法

技術分野

[0001] 本開示は、回帰推定装置および方法、プログラム並びに学習済みモデルの生成方法に係り、特に、入力されたデータに基づいて目的変数の数値を推定する回帰推定を行う情報処理技術に関する。

背景技術

[0002] 深層学習などの機械学習のアルゴリズムを用いて回帰推定の処理を行う技術が知られている。機械学習の分野において、入力に対応した推定を行う処理の推定精度を高めるために、一つの入力に対し複数の学習モデルでの推定結果を統合し、推定性能を向上させるアンサンブルという方法が知られている。推定結果の統合には、「平均」が広く使われるが、学習モデルの性能によって重みを付けて平均をとると性能が向上することが知られている。

[0003] 一方で、平均の重みを固定するのではなく、入力によりダイナミックに重みを変化させる方法もある。非特許文献1は、分類問題について、複数の推論結果を統合する際に、確信度が境界値（0.5）付近の推論結果の重みを減らす構成を開示している。

[0004] また、推定結果を統合する際に重み付き平均ではなく、重み付きメジアンを使用する方法もある。非特許文献2は、複数の線形回帰モデルから得られる推論結果をモデルごとに重み付けされたメジアンで統合する構成を開示している。特許文献1には、複数の回帰モデルを用いて音楽音響信号から音楽印象値としてのValence（誘起）値とArousal（覚醒）値とを推定し、複数の回帰モデルにより得られる複数の推定結果を統合する方法が記載されている。

[0005] また、別の手法として、一つの学習モデルに対し、異なる複数の入力を行い、複数の入力から得られる複数の推定結果を統合して、推定性能を向上さ

せる方法が知られている。非特許文献3では、回帰問題を解く際に、一枚の画像を回転または反転させるなどして複数の画像を作成した後、それらを学習モデルに入力して得られる入力数分の推定値を平均することにより最終結果を得ている。

[0006] 通常の深層回帰モデルは推定値に対する確信度は出力されないが、非特許文献4では、深層学習器の出力を正規分布の平均と標準偏差とすることで回帰の確信度を得ている。

先行技術文献

特許文献

[0007] 特許文献1：特許第6622329号

非特許文献

[0008] 非特許文献1：Daniel Jimenez, “Dynamically Weighted Ensemble Neural Networks for Classification” <https://www.eecis.udel.edu/~arce/files/Research/CompSignReconst.pdf>

非特許文献2：Jose L. Paredes, and Gonzalo R. Arce, “Compressive Sensing Signal Reconstruction by Weighted Median Regression Estimates” IEEE TRANSACTIONS ON SIGNAL PROCESSING, VOL. 59, NO. 6, JUNE 2011

非特許文献3：Guotai Wang, Wenqi Li, Michael Aertsen, Jan Deprest, Sebastien Ourselin, Tom Vercauteren, “Aleatoric uncertainty estimation with test-time augmentation for medical image segmentation with convolutional neural networks” Neurocomputing 338 (2019) 34-45

非特許文献4：Alex Kendall, Yarin Gal, “What Uncertainties Do We Need in Bayesian Deep Learning for Computer Vision?” 31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017), Long Beach, CA, USA.

発明の概要

発明が解決しようとする課題

- [0009] 複数の入力によって得られる複数の推定結果を統合する場合、平均を用いる方法では、複数の推定結果の中に大きく外れた値が含まれていた場合に、統合後の推定値（最終結果）の誤差が大きくなるという欠点がある。この点、非特許文献2では重み付きメジアンを使用するが、この方法は線形回帰を対象とし、入力によって重みを動的に変化させていない。
- [0010] 非特許文献3に記載の方法では、学習モデルから得られた複数の推定値から単純平均により最終結果を得る方法のため、推定に適さない入力の影響を重み付けにより減らすことができない。非特許文献4に記載の方法は、あくまで回帰の確信度を求めるものであり、推定結果を統合する仕組みではない。
- [0011] 本開示はこのような事情に鑑みてなされたものであり、一つの（単一の）回帰モデルに対して異なる複数の入力を行うことにより得られる推定結果を統合して一つの推定値を導く場合の推定の精度を高めることができる回帰推定装置および方法、プログラム並びに学習済みモデルの生成方法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

- [0012] 本開示の一態様に係る回帰推定装置は、1つ以上のプロセッサと、1つ以上のプロセッサによって実行されるプログラムが記憶される1つ以上の記憶装置と、を備え、1つ以上のプロセッサは、プログラムの命令を実行することにより、複数のデータの入力を受け付け、複数のデータを単一の回帰モデルに入力することにより、複数のデータから推定値と推定値の確からしさとを複数組推定し、回帰モデルにより推定された複数組の推定値と推定値の確からしさとを基に、複数組の推定結果を統合する。
- [0013] 本態様の回帰推定装置によれば、単一の回帰モデルに対して複数のデータの入力が行われることにより、入力に応じた推定値とその確からしさとが複数組得られ、これら複数組の推定値とその確からしさとを基に推定結果が統合され、統合結果としての推定値が得られる。統合に際して、それぞれの推定値の確からしさが考慮されるため、本態様によって導き出される統合結果

としての推定値（最終推定値）は、精度の高い推定値となり得る。

[0014] 「単一の回帰モデル」とは、1種類の回帰モデルであることを意味しており、同一の回帰モデルとして動作する複数の処理モジュールを備えていてもよい。「推定」という用語は、推論および予測の概念を含む。「確からしさ」という用語は、確信度および信頼度の概念を含む。

[0015] 本開示の他の態様に係る回帰推定装置において、1つ以上のプロセッサは、推定値と推定値の確からしさに基づいて、推定値を確率変数とする確率分布を推定し、複数組のそれぞれの確率分布を統合して統合分布を生成し、統合分布に基づいて最終推定値を決定する構成とすることができる。

[0016] 本開示の他の態様に係る回帰推定装置において、1つ以上のプロセッサは、推定値と推定値の確からしさに基づいて、推定値を確率変数とする確率分布を推定し、複数組のそれぞれの確率分布を基に、同じ確率変数での確率の積が最大となる値を特定する構成とすることができる。

[0017] 複数のデータの入力から推定される複数の確率分布を基に、同時確率が最大になる値を求めることにより、入力に応じて推定された確からしさが考慮された精度の高い推定値を導き出すことができる。

[0018] 本開示の他の態様に係る回帰推定装置において、1つ以上のプロセッサは、回帰モデルから出力される推定値を確率分布モデルの第1のパラメータに変数変換し、回帰モデルから出力される確からしさを示す値を確率分布モデルの第2のパラメータに変数変換する構成とすることができる。

[0019] 本開示の他の態様に係る回帰推定装置において、確率分布モデルは、ラプラス分布であってもよい。

[0020] 本開示の他の態様に係る回帰推定装置において、確率分布モデルは、ガウス分布であってもよい。

[0021] 本開示の他の態様に係る回帰推定装置において、1つ以上のプロセッサは、確率分布の対数を取る対数変換を行い、統合の際に、複数組のそれぞれの確率分布に対応した対数確率密度の和を計算し、同時対数確率密度が最大になる値を求める構成とすることができる。

- [0022] 本開示の他の態様に係る回帰推定装置において、回帰モデルは、入力用のデータと教師信号とが対応付けされた訓練データを用いて機械学習を行うことにより生成された学習済みモデルを含む構成とすることができる。
- [0023] 本開示の他の態様に係る回帰推定装置において、回帰モデルは、畳み込みニューラルネットワークを用いて構成されてもよい。
- [0024] 本開示の他の態様に係る回帰推定装置において、複数のデータは、医療画像であってもよい。
- [0025] 本開示の他の態様に係る回帰推定装置において、複数のデータは、同一シリーズ内のスライス画像であってもよい。
- [0026] 本開示の他の態様に係る回帰推定装置において、複数のデータは、3次元画像に含まれる、異なる部分画像を含む構成であってもよい。
- [0027] 本開示の他の態様に係る回帰推定装置において、複数のデータは、3次元画像に含まれる、異なる部分画像を基に生成される生成画像を含む構成であってもよい。
- [0028] 本開示の他の態様に係る回帰推定装置において、複数のデータは、時系列画像に含まれる、異なる部分画像を含む構成であってもよい。
- [0029] 3次元画像あるいは時系列画像に含まれる部分画像、または部分画像から生成される生成画像を入力として用いることにより、精度劣化を抑えつつ、処理を高速化することができる。
- [0030] 本開示の他の態様に係る回帰推定装置において、複数のデータは、異なる解像度の画像を含む構成であってもよい。
- [0031] 本開示の他の態様に係る回帰推定装置において、推定値は、造影剤注入からの経過時間であってもよい。
- [0032] 本開示の他の態様に係る回帰推定装置において、推定値は、特定の対象物の位置を示す値であってもよい。
- [0033] 本開示の他の態様に係る回帰推定装置において、推定値は、3次元画像における部分画像の位置を示す値であってもよい。
- [0034] 本開示の他の態様に係る回帰推定装置において、推定値は、入力されたデ

ータである画像に写る人物の年齢であってもよい。

[0035] 本開示の他の態様に係る回帰推定方法は、プロセッサが実行する回帰推定方法であって、複数のデータの入力を受け付けることと、複数のデータを単一の回帰モデルに入力することにより、複数のデータから推定値と推定値の確からしさとを複数組推定することと、回帰モデルにより推定された複数組の推定値と推定値の確からしさとを基に、複数組の推定結果を統合することと、を含む。

[0036] 本開示の他の態様に係るプログラムは、コンピュータに、複数のデータの入力を受け付ける機能と、複数のデータを単一の回帰モデルに入力することにより、複数のデータから推定値と推定値の確からしさとを複数組推定する機能と、回帰モデルにより推定された複数組の推定値と推定値の確からしさとを基に、複数組の推定結果を統合する機能とを実現させる。

[0037] 本開示の他の態様に係る学習済みモデルの生成方法は、データの入力を受けて、データから推定値と推定値の確からしさとを出力する回帰モデルとして用いられる学習済みモデルの生成方法であって、入力用のデータと教師信号とが対応付けされた訓練データを用い、入力用のデータを学習モデルに入力し、学習モデルから推定値と推定値の確からしさを示す値との出力を得ることと、学習モデルから出力された推定値を確率分布モデルの第1のパラメータに変数変換することと、学習モデルから出力された確からしさを示す値を確率分布モデルの第2のパラメータに変数変換することと、第1のパラメータと第2のパラメータと教師信号とを用いてロス関数を計算することと、ロス関数の計算結果に基づいて、学習モデルのパラメータを更新することと、を含む。

[0038] 学習済みモデルの生成方法は、学習済みモデルを製造（生産）する方法の発明として理解される。

[0039] 本開示の他の態様に係る学習済みモデルの生成方法において、確率分布モデルはラプラス分布であり、第1のパラメータを μ 、第2のパラメータを b 、教師信号を t とする場合に、ロス関数として、次式

$$\log b + |t - \mu| / b$$

が用いられる構成とすることができる。

- [0040] 本開示の他の態様に係る学習済みモデルの生成方法において、確率分布モデルはガウス分布であり、第1のパラメータを μ 、第2のパラメータを σ^2 、教師信号を t とする場合に、ロス関数として、次式

$$\log \sigma^2 + (t - \mu)^2 / 2 \sigma^2$$

が用いられる構成とすることができる。

発明の効果

- [0041] 本開示によれば、単一の回帰モデルに対する複数のデータの入力から精度の高い推定値を導き出すことができる。

図面の簡単な説明

- [0042] [図1]図1は、第1実施形態に係る回帰推定装置による処理の概要を示す概念図である。

[図2]図2は、秒数分布推定部における処理の例1を示す説明図である。

[図3]図3は、変数変換に用いられる関数 $y = 1 / \log(1 + \exp(x))$ のグラフである。

[図4]図4は、秒数分布推定部によって推定されたパラメータ μ および b により推定される秒数分布（ラプラス分布）のグラフの例を示す。

[図5]図5は、統合部と最大点特定部における処理の例を示す説明図である。

[図6]図6は、秒数分布推定部に適用される回帰モデルを生成するための機械学習方法の例を概略的に説明図である。

[図7]図7は、訓練時に使用されるロス関数の説明図である。

[図8]図8は、第1実施形態に係る回帰推定装置のハードウェア構成の例を概略的に示すブロック図である。

[図9]図9は、第1実施形態に係る回帰推定装置の処理機能の概要を示す機能ブロック図である。

[図10]図10は、第2実施形態に係る回帰推定装置の秒数分布推定部における処理の例2を示す説明図である。

[図11]図 1 1 は、秒数分布推定部によって推定されたパラメータ μ および σ^2 により推定される秒数分布（ガウス分布）のグラフの例を示す。

[図12]図 1 2 は、第 2 実施形態に係る回帰推定装置の統合部と最大点特定部における処理の例を示す説明図である。

[図13]図 1 3 は、第 2 実施形態における秒数分布推定部に適用される回帰モデルを生成するための機械学習方法の例を概略的に説明図である。

[図14]図 1 4 は、回帰推定装置への入力に用いるデータの変形例 1 を示す説明図である。

[図15]図 1 5 は、回帰推定装置への入力に用いるデータの変形例 2 を示す説明図である。

[図16]図 1 6 は、回帰推定装置が適用される医療情報システムの構成例を示すブロック図である。

発明を実施するための形態

[0043] 以下、添付図面に従って本発明の好ましい実施形態について説明する。

[0044] 《第 1 実施形態に係る回帰推定装置 1 0 の概要》

図 1 は、第 1 実施形態に係る回帰推定装置 1 0 による処理の概要を示す概念図である。ここでは、C T (Computed Tomography) 装置を用いて撮影された患者の 3 次元 C T データから等間隔にサンプリングされた複数のスライス画像を入力として用い、入力された複数のスライス画像に基づき、造影剤注入からの秒数を推定する回帰推定装置 1 0 の例を説明する。以後、本明細書で「秒数」というときは、明示的な記載がない限り、造影剤注入からの経過時間を示す秒数の意味を含む。なお、スライス画像は、断層画像と言い換えてもよい。スライス画像は実質的に 2 次元画像（断面画像）として理解してよい。

[0045] 回帰推定装置 1 0 は、コンピュータのハードウェアとソフトウェアとを用いて実現できる。回帰推定装置 1 0 は、画像 I M の入力を受け付けて、秒数の確率分布（以下、「秒数分布」という。）を推定する秒数分布推定部 1 4 と、複数の入力から推定した複数の秒数分布 P D を統合する統合部 1 6 と、

統合処理により得られた新たな分布（以下、「統合分布」という。）から確率が最大となる秒数を特定する最大点特定部 18 とを含む。最大点特定部 18 により特定された秒数（確率が最大となる秒数）が最終結果として出力される。

[0046] なお、図 1 では、3 枚の異なる画像 I M が入力される場合の処理の流れを示すために、3 つの秒数分布推定部 14 が図示されているが、各画像 I M が入力される秒数分布推定部 14 は同じ（単一の）処理部である。

[0047] 図 2 は、秒数分布推定部 14 における処理の例 1 を示す説明図である。秒数分布推定部 14 は、回帰推定部 22 と、変数変換部 24 とを含む。回帰推定部 22 は、画像 I M の入力を受けて、秒数の推定値 O a と、推定値 O a の確からしさ（確信度）を示すスコア値 O b とを出力するように、機械学習によって訓練された学習済みモデルを含む。回帰推定部 22 に適用される回帰モデルとしての学習済みモデルは、例えば、畳み込みニューラルネットワーク（Convolutional neural network : CNN）を用いて構成される。回帰推定部 22 から出力される秒数の推定値 O a の数値範囲は「 $-\infty < O a < \infty$ 」であってよく、確からしさのスコア値 O b の数値範囲は「 $-\infty < O b < \infty$ 」であってよい。なお、回帰モデルは、CNN に限らず、各種の機械学習モデルを適用し得る。

[0048] 変数変換部 24 は、秒数の推定値 O a と、その確からしさのスコア値 O b とのそれぞれを次式（1）、（2）に従って変数変換し、確率分布モデルのパラメータ μ および b を生成する。

$$\mu = O a \quad (1)$$

$$b = 1 / \log(1 + \exp(-O b)) \quad (2)$$

[0049] 式（2）の関数は、確からしさのスコア値 O b を正の領域の値 b へ変換する写像の一例である。図 3 は、式（2）の変数変換に用いられる関数 $y = 1 / \log(1 + \exp(-x))$ のグラフである。パラメータ μ は本開示における「第 1 のパラメータ」の一例である。パラメータ b は本開示における「第 2 のパラメータ」の一例である。

[0050] 第1実施形態では、秒数分布の確率分布モデルとしてラプラス分布が適用される。ラプラス分布は、次式(3)の関数で表される。

[0051] [数1]

$$f(x; \mu, b) = \frac{1}{2b} \exp\left(-\frac{|x - \mu|}{b}\right) \quad (3)$$

[0052] 確からしさのスコア値0 bを正の値bに変換する理由は、秒数分布の確率分布モデルとしてラプラス分布を適用することに関係している。仮に、パラメータbが負の値(b < 0)であると、ラプラス分布が確率分布として成り立たないため、パラメータbが正の値(b > 0)であることを保証する必要があるからである。

[0053] 図4は、秒数分布推定部14によって推定されたパラメータμおよびbにより推定される秒数分布のグラフの例を示す。なお、図中の破線GTで示す位置は、正しい秒数(正解の秒数)に対応している。入力された画像IMから推定値0 aとその確からしさのスコア値0 bとの組を推定することは、実質的に秒数分布を推定することに相当する。秒数の推定値0 aは本開示における「確率変数」の一例である。

[0054] 図5は、統合部16と最大点特定部18における処理の例を示す説明図である。ここでは説明を簡単にするために、秒数分布推定部14によって推定された2つの秒数分布を統合する例を示すが、3つ以上の秒数分布を統合する場合も同様である。

[0055] 図5中の左上に示すグラフGD1は、画像IM1(図5中不図示)の入力に対して秒数分布推定部14によって推定されたパラメータμ1およびb1により表される秒数分布(確率分布P1)の例である。統合部16は、推定された秒数分布の対数を取り、対数確率密度に変換し、複数の対数確率密度の和をとって統合する。これは、同秒数での確率の積を求めることに対応している。

[0056] 図5中のグラフGL1は、確率分布P1の対数を取ることで得られる対数確率密度log P1の例である。図5中の左下に示すグラフGD2は、画像IM

2 (図5中不図示)の入力に対して秒数分布推定部14によって推定されたパラメータ μ_2 および b_2 により表される秒数分布(確率分布 P_2)の例である。図5中のグラフGL2は、確率分布 P_2 の対数を取ることで得られる対数確率密度の例である。

[0057] 図5中の最右に示すグラフGLSは、対数確率密度 $\log P_1$ と対数確率密度 $\log P_2$ とを統合した同時対数確率密度の例である。グラフGLSに示す分布は本開示における「統合分布」の一例である。

[0058] 最大点特定部18は、統合した対数確率密度から対数確率が最大になるパラメータ μ の値 x を特定する。最大点特定部18における処理は、次の式(4)で表すことができる。

[0059] [数2]

$$\begin{aligned} x &= \arg \max_x \sum_i \left(-\log 2b_i - \frac{|x - \mu_i|}{b_i} \right) \\ &= \arg \min_x \sum_i \left(\log b_i + \frac{|x - \mu_i|}{b_i} \right) \\ &= \arg \min_x \sum_i \frac{|x - \mu_i|}{b_i} \end{aligned} \quad (4)$$

[0060] 式(4)の2段目に記載された等号の右辺に示された $\arg \min$ の対象関数(Σ 以降の部分)は、後述の機械学習における訓練時のロス関数に相当している。また、3段目に記載された等号の右辺は重み付きメジアン(Weighted Median)の式に相当している。統合の際の重みに相当するパラメータ b_i は、回帰推定部22の出力に応じて動的に変化する。

[0061] 図5のグラフGLSに示す統合された対数確率密度の場合、同時対数確率が最大になる入力値(最大点)は μ_1 であり、 μ_1 が最終的な推定結果(最終結果)として選択される。なお、 μ_1 は、入力された複数のスライス画像のうちの画像IM1での推定結果である。図5では、秒数分布から対数確率

密度に変換して演算を行っているが、要するに、異なる複数の入力から推定される複数の秒数分布（確率分布）の同時確率を考え、同時確率が最大になる値を最終結果として導き出す処理を行っている。

[0062] 確率分布モデルとしてラプラス分布を採用することにより、統合分布（同時確率分布）が重み付きメジアン of the form になるため、複数の推定結果の一部がアーチファクトなどによって大きく外れた値となった場合に、その外れ値の影響を抑制して精度の高い推定値を得ることができる。

[0063] 《入力に用いられる医療画像の説明》

医療画像のフォーマットと通信プロトコルとを定義した D I C O M (Digital Imaging and Communications in Medicine) の規格においては、検査種を特定するための識別符号 (identification : I D) であるスタディ (Study) I D という単位の中に、シリーズ I D が定義されている。

[0064] 例えば、ある患者の肝臓造影撮影を行う場合、下記のように撮影タイミングを変えて、複数回（ここでは 4 回）、肝臓を含む範囲の C T 撮影を行う。

[1 回目の撮影] 造影剤注入前

[2 回目の撮影] 造影剤注入後 3 5 秒経過時

[3 回目の撮影] 造影剤注入後 7 0 秒経過時

[4 回目の撮影] 造影剤注入後 1 8 0 秒経過時

[0065] これら 4 回の撮影によって、4 種の C T データが得られる。ここでいう「C T データ」は、連続する複数枚のスライス画像（断層画像）から構成される 3 次元データであり、3 次元データを構成している複数枚のスライス画像の集合体（連続するスライス画像のまとまり）を「画像シリーズ (Series)」という。C T データは本開示における「3 次元画像」の一例である。

[0066] 上記の 4 回の撮影を含む一連の撮影により得られた 4 種の C T データには、それぞれ同じスタディ I D と、それぞれ別々のシリーズ I D とが付与される。

[0067] 例えば、ある特定の患者の肝臓造影撮影という検査についてのスタディ I D として「スタディ 1」が付与され、造影剤注入前の撮影により得られた C

TデータのシリーズIDとして「シリーズ1」、造影剤注入後35秒経過時の撮影により得られたCTデータには「シリーズ2」、造影剤注入後70秒経過時の撮影により得られたCTデータには「シリーズ3」、造影剤注入後180秒経過時の撮影により得られたCTデータには「シリーズ4」というように、シリーズごとに固有のIDが付与される。したがって、スタディIDとシリーズIDとの組み合わせにより、CTデータを識別することができる。その一方で、実際のCTデータにおいては、シリーズIDと、撮影タイミング（造影剤注入後経過時間）との対応関係が明確に把握されていない場合がある。

[0068] また、3次元のCTデータはデータのサイズが大きいため、CTデータをそのまま入力データとして用いて、秒数推定などの処理を行うことは困難な場合がある。第1実施形態では、同じシリーズ内の複数のスライス画像を入力に用いて、画像解析により秒数の推定が行われる。「画像解析により」とは、画像データを構成する画素値に基づく処理により、という意味である。

[0069] 《機械学習方法の例1》

図6は、秒数分布推定部14に適用される回帰モデルを生成するための機械学習方法の例を概略的に説明図である。機械学習に用いる訓練データは、入力用のデータとしての画像TIMと、その入力に対応する正解のデータ（教師信号 t ）とを含む。画像TIMは、3次元CTデータの画像シリーズを構成するスライス画像であってよく、教師信号 t はスライス画像が属するシリーズを撮影したときの造影剤注入からの秒数（グラウンドトゥルース）を示す値であってよい。

[0070] 例えば、画像シリーズの全てのスライスについて、それぞれ対応する教師信号 t が紐付けされて複数の訓練データが生成される。「紐付け」は、対応付け、あるいは関連付けと言い換えてもよい。「訓練」は「学習」と同義である。同じ画像シリーズのスライスに対しては、同じ教師信号 t が紐付けされてよい。つまり、画像シリーズの単位で教師信号 t が紐付けされてもよい。複数の画像シリーズについて同様に、それぞれのスライスに、対応する教

師信号 t が紐付けされて、複数の訓練データが生成される。こうして生成された複数の訓練データの集合が訓練データセットとして用いられる。

[0071] 学習モデル 20 は、CNN を用いて構成される。学習モデル 20 は、変数変換部 24 と組み合わせて使用される。なお、変数変換部 24 は学習モデル 20 に一体的に組み込まれていてもよい。

[0072] 訓練データセットから読み出された画像 TIM が学習モデル 20 に入力されると、学習モデル 20 から秒数の推定値 Oa と、その確からしさのスコア値 O_b とが出力される。推定値 Oa とスコア値 O_b とは変数変換部 24 により、確率分布モデルのパラメータ μ とパラメータ b とに変数変換される。

[0073] 訓練時に使用するロス関数 L は次式 (5) で定義される。

[0074] [数3]

$$L = \log b + \frac{|t - \mu|}{b} \quad (5)$$

[0075] 図 6 の下段に示すように、同じ画像シリーズの全てのスライスについて、ロス (損失) の和を取ると、次式 (6) となる。

[0076] [数4]

$$\sum_i \left(\log b_i + \frac{|t - \mu_i|}{b_i} \right) \quad (6)$$

[0077] 添字の i は各スライスを識別するインデックスである。式 (6) で表されるロスの和を用いて誤差逆伝播法を適用し、通常の CNN の学習と同様に、確率的勾配降下法を使って学習モデル 20 を訓練する (学習モデル 20 のパラメータを更新する)。式 (6) によって計算されるロスの和は本開示における「ロス関数の計算結果」の一例である。複数の画像シリーズを含む複数の訓練データを用いて学習モデル 20 の訓練を行うことにより、学習モデル 20 のパラメータが適性化され、学習済みモデルが得られる。こうして得られた学習済みモデルが秒数分布推定部 14 の回帰モデルとして適用される。

[0078] 図 7 は、訓練時に使用するロス関数の説明図である。ロス関数は負の対数尤度となっており、回帰推定に使う式を学習によって直接最適化するものと

なっている。学習により教師信号 t の秒数での対数尤度を最大化する。式 (5) に示すロス関数のパラメータ μ についてのグラフは、図 7 中のグラフ $G_{R\mu}$ となる。グラフ $G_{R\mu}$ はパラメータ μ に対する勾配が安定している。

[0079] 一方で、式 (5) に示すロス関数のパラメータ b についてのグラフは、図 7 中のグラフ G_{Rb} となる。グラフ G_{Rb} はパラメータ b に対する勾配が不安定である。 b の値が小さい領域では $1/b$ が支配的であり、 b の値が大きい領域では $\log b$ が支配的となる。

[0080] 勾配が不安定なグラフ G_{Rb} は、パラメータ b を $b = 1 / \text{softplus}(-O b)$ などの関数を用いて変数変換することにより、グラフ G_{ROb} に変換される。ソフトプラス (softplus) 関数は、 $\text{softplus}(x) = \log(1 + \exp(x))$ で定義される。パラメータ b の変数変換に用いる関数は、 $x \rightarrow -\infty$ において $-1/x$ に漸近し、 $x \rightarrow \infty$ において $\exp(x)$ に漸近する関数であり、このような関数を用いて勾配の不安定性を打ち消すことができる。

[0081] 図 6 および図 7 を用いて説明した学習モデル 20 の機械学習方法は、本開示における「学習済みモデルの生成方法」の一例である。

[0082] 《ハードウェア構成の例》

図 8 は、第 1 実施形態に係る回帰推定装置 10 のハードウェア構成の例を概略的に示すブロック図である。回帰推定装置 10 は、1 台または複数台のコンピュータを用いて構成されるコンピュータシステムによって実現することができる。ここでは、1 台のコンピュータがプログラムを実行することにより、回帰推定装置 10 の各種機能を実現する例を述べる。なお、回帰推定装置 10 として機能するコンピュータの形態は特に限定されず、サーバコンピュータであってもよいし、ワークステーションであってもよく、パーソナルコンピュータあるいはタブレット端末などであってもよい。

[0083] 回帰推定装置 10 は、プロセッサ 102 と、非一時的な有体物であるコンピュータ可読媒体 104 と、通信インターフェース 106 と、入出力インターフェース 108 とバス 110 とを含む。

[0084] プロセッサ 102 は、CPU (Central Processing Unit) を含む。プロセ

ッサ102はGPU (Graphics Processing Unit) を含んでもよい。プロセッサ102は、バス110を介してコンピュータ可読媒体104、通信インターフェース106および入出力インターフェース108と接続される。プロセッサ102は、コンピュータ可読媒体104に記憶された各種のプログラムおよびデータ等を読み出し、各種の処理を実行する。

[0085] コンピュータ可読媒体104は、例えば、主記憶装置であるメモリ104Aおよび補助記憶装置であるストレージ104Bを含む。ストレージ104Bは、例えば、ハードディスク (Hard Disk Drive : HDD) 装置、ソリッドステートドライブ (Solid State Drive : SSD) 装置、光ディスク、光磁気ディスク、もしくは半導体メモリ、またはこれらの適宜の組み合わせを用いて構成される。ストレージ104Bには、各種プログラムやデータ等が記憶される。コンピュータ可読媒体104は本開示における「記憶装置」の一例である。

[0086] メモリ104Aは、プロセッサ102の作業領域として使用され、ストレージ104Bから読み出されたプログラムおよび各種のデータを一時的に記憶する記憶部として用いられる。ストレージ104Bに記憶されているプログラムがメモリ104Aにロードされ、プログラムの命令をプロセッサ102が実行することにより、プロセッサ102は、プログラムで規定される各種の処理を行う手段として機能する。メモリ104Aには、プロセッサ102によって実行される回帰推定プログラム130および各種のデータ等が記憶される。回帰推定プログラム130は、機械学習によって訓練された学習済みモデルを含み、図1で説明した処理をプロセッサ102に実行させる。

[0087] 通信インターフェース106は、有線または無線により外部装置との通信処理を行い、外部装置との間で情報のやり取りを行う。回帰推定装置10は通信インターフェース106を介して図示せぬ通信回線に接続される。通信回線は、ローカルエリアネットワークであってもよいし、ワイドエリアネットワークであってもよい。通信インターフェース106は、画像等のデータの入力を受け付けるデータ取得部の役割を担うことができる。

[0088] 回帰推定装置 10 は、さらに、入力装置 114 および表示装置 116 を含んでもよい。入力装置 114 および表示装置 116 は入出力インターフェース 108 を介してバス 110 に接続される。入力装置 114 は、例えば、キーボード、マウス、マルチタッチパネル、もしくはその他のポインティングデバイス、もしくは、音声入力装置、またはこれらの適宜の組み合わせであってよい。

[0089] 表示装置 116 は、各種の情報が表示される出力インターフェースである。表示装置 116 は、例えば、液晶ディスプレイ、有機 EL (organic electro-luminescence: OEL) ディスプレイ、もしくは、プロジェクタ、またはこれらの適宜の組み合わせであってよい。

[0090] 《回帰推定装置 10 の機能的構成》

図 9 は、第 1 実施形態に係る回帰推定装置 10 の処理機能の概要を示す機能ブロック図である。回帰推定装置 10 のプロセッサ 102 は、メモリ 104 A に記憶された回帰推定プログラム 130 を実行することにより、データ取得部 12、秒数分布推定部 14、統合部 16、最大点特定部 18 および出力部 19 として機能する。

[0091] データ取得部 12 は、処理対象のデータの入力を受け付ける。図 9 の例では、データ取得部 12 は、CT データからサンプリングされたスライス画像である画像 IM_i を取得する。添字 i は、複数の画像を識別するインデックス番号を表しており、図 9 では、 $i = 1$ から n までの異なる n 枚の画像が入力され得ることを表している。 n は 2 以上の整数であってよい。データ取得部 12 は、CT データから等間隔にスライス画像を切り出す処理を実行してもよいし、不図示の処理部などによって予めサンプリングされたスライス画像を取得してもよい。

[0092] データ取得部 12 を介して取り込まれた画像 IM_i は、秒数分布推定部 14 の回帰推定部 22 に入力される。回帰推定部 22 は、入力された画像 IM_i のそれぞれから秒数の推定値 O_a とその確からしさを示すスコア値 O_b との組を出力する。

- [0093] 回帰推定部22から出力された推定値 O_a は、変数変換部24において確率分布モデルのパラメータ μ_i に変換され、回帰推定部22から出力された確からしさのスコア値 O_b は、変数変換部24において確率分布モデルのパラメータ b_i に変換される。これら2つのパラメータ μ_i 、 b_i により、秒数の確率分布 P_i が推定される。
- [0094] 同じシリーズ内の複数の画像 IM_i ($i=1\sim n$)を入力することにより、画像 IM_i ごとに推定値 O_a とスコア値 O_b との組が推定され、パラメータ μ_i 、 b_i の組に変換されて、秒数の確率分布 P_i が推定される。各画像 IM_i から推定される複数組の推定値 O_a とスコア値 O_b とは本開示における「複数組の推定結果」の一例である。
- [0095] 統合部16は、複数の画像 IM_i の入力により得られた複数の確率分布 P_i を統合する処理を行う。図9では、対数変換部26において、確率分布 P_i の対数を取り、対数確率密度 $\log P_i$ に変換し、統合分布生成部28にて、対数確率密度 $\log P_i$ の総和を計算することにより、統合分布を得る。
- [0096] 最大点特定部18は、統合分布から確率が最大となる秒数の値（最大点）を特定し、特定した秒数の値を最終推定値として出力する。なお、最大点特定部18は統合部16の中に組み込まれた構成であってもよい。
- [0097] 出力部19は、最大点特定部18により特定された最終推定値を表示させたり、他の処理部に提供したりするための出力インターフェースである。出力部19は表示用のデータを生成する処理および／または外部へのデータ送信等のためのデータ変換処理などの処理部を含んでもよい。回帰推定装置10によって推定された秒数は、不図示の表示装置などに表示させてもよい。
- [0098] また、回帰推定装置10によって推定された秒数から造影状態を推定し、秒数に代えて、または秒数と共に造影状態の分類の推定結果を表示装置などに表示させてもよい。例えば、肝臓を撮影したCT画像の場合、造影状態の分類には、非造影（造影剤注入前）、動脈相、門脈相および平衡相の4つのフェーズ（カテゴリー）がある。回帰推定装置10から出力される秒数と、造影状態の分類との対応関係を定義したテーブルなどを用いて、秒数から造

影状態を推定する構成も可能である。

[0099] 回帰推定装置10は、例えば、病院などの医療機関において取得される医療画像を処理するための医療画像処理装置に組み込まれてもよい。また、回帰推定装置10の処理機能は、クラウドサービスとして提供されてもよい。プロセッサ102が実行する回帰推定の処理の方法は本開示における「回帰推定方法」の一例である。

[0100] 《第2実施形態》

第1実施形態では秒数分布の確率分布モデルとしてラプラス分布を用いたが、これに限らず、他の確率分布モデルを適用してもよい。第2実施形態では、ラプラス分布の代わりに、ガウス分布を用いる例を説明する。

[0101] 第2実施形態に係る回帰推定装置10のハードウェア構成は第1実施形態と同様であってよい。第2実施形態について、第1実施形態と異なる点を説明する。第2実施形態では、秒数分布推定部14と統合部16と最大点特定部18とのそれぞれの処理部における処理内容が第1実施形態と異なる。

[0102] 図10は、第2実施形態に係る回帰推定装置10の秒数分布推定部14における処理の例2を示す説明図である。図2で説明した処理の代わりに、図10の処理が適用される。

[0103] 第2実施形態における変数変換部24は、確からしさのスコア値Obを、式(2)の代わりに、次式(7)を用いてパラメータ σ^2 に変換する。

$$\sigma^2 = 1 / \log(1 + \exp(-Ob)) \quad (7)$$

[0104] σ^2 は確からしさの役割を果たす。 σ^2 は分散、 σ は標準偏差に相当する。

[0105] ガウス分布は、次式(8)の関数で表される。

[0106] [数5]

$$f(x; \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

[0107] スコア値Obを正の値(σ^2)に変換する理由は、第1実施形態と同様である。パラメータ σ^2 が負の値であると、ガウス分布が確率分布として成り立たないため、パラメータ σ^2 が正の値($\sigma^2 > 0$)であることを保証する必要がある。

あるからである。

[0108] 図 1 1 は、秒数分布推定部 1 4 によって推定されたパラメータ μ および σ^2 により推定される秒数分布のグラフの例を示す。

[0109] 図 1 2 は、第 2 実施形態に係る回帰推定装置 1 0 の統合部 1 6 と最大点特定部 1 8 とにおける処理の例を示す説明図である。ここでは、秒数分布推定部 1 4 によって推定された 2 つの秒数分布を統合する例を示す。

[0110] 図 1 2 中の左上に示すグラフ G D 1 g は、図 1 0 の秒数分布推定部 1 4 によって推定されたパラメータ μ_1 および σ^2_1 により表される秒数分布（確率分布 P 1）の例である。統合部 1 6 は、推定された秒数分布の対数を取り、対数確率密度に変換し、複数の対数確率密度の和をとって統合する。これは、同秒数での確率の積を求めることに対応している。

[0111] 図 1 2 中のグラフ G L 1 g は、確率分布 P 1 の対数を取ることで得られる対数確率密度 $\log P 1$ の例である。図 1 2 中の左下に示すグラフ G D 2 g は、秒数分布推定部 1 4 によって推定されたパラメータ μ_2 および σ^2_2 により表される秒数分布（確率分布 P 2）の例である。図 1 2 中のグラフ G L 2 g は、確率分布 P 2 の対数を取ることで得られる対数確率密度の例である。

[0112] 図 1 2 中の最右に示すグラフ G L S g は、対数確率密度 $\log P 1$ と対数確率密度 $\log P 2$ とを統合した同時対数確率密度の例である。

[0113] 最大点特定部 1 8 は、統合した同時対数確率密度から対数確率が最大になる値 x を特定する。最大点特定部 1 8 における処理は、次式 (9) で表すことができる。

[0114] [数6]

$$\begin{aligned}
 x &= \arg \max_x \sum_i \left(-\log 2\pi\sigma_i^2 - \frac{(x - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2} \right) \\
 &= \arg \min_x \sum_i \left(\log \sigma_i^2 + \frac{(x - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2} \right) \\
 &= \arg \min_x \sum_i \frac{(x - \mu_i)^2}{\sigma_i^2} \tag{9}
 \end{aligned}$$

[0115] 式(9)の2段目に記載された等号の右辺に示されたarg minの対象関数(Σ以降の部分)は、後述の機械学習における訓練時のロス関数に相当している。また、3段目に記載された等号の右辺は重み付き平均の式に相当している。

[0116] 図12のグラフGL S gに示す統合された対数確率密度の場合、対数確率が最大になる入力値(最大点) xが最終的な推定結果(最終結果)として選択される。

[0117] 《機械学習方法の例2》

図13は、第2実施形態における秒数分布推定部14に適用される回帰モデルを生成するための機械学習方法の例を概略的に示す説明図である。学習に用いる訓練データは、第1実施形態と同様であってよい。図13について、図6と異なる点を説明する。

[0118] 訓練データセットから読み出された画像T I Mが学習モデル20に入力されると、学習モデル20から秒数の推定値O aと、その確からしさのスコア値O bとが出力される。推定値O aと確からしさのスコア値O bとは変数変換部24により、確率分布モデルのパラメータμとσ²とに変数変換される。

[0119] 訓練時のロス関数Lは次式(10)で定義される。

[0120] [数7]

$$L = \log \sigma^2 + \frac{(t - \mu)^2}{2\sigma^2} \quad (10)$$

[0121] 図13の下段に示すように、同じ画像シリーズの全てのスライスについて、ロス(損失)の和を取ると、次式(11)となる。

[0122] [数8]

$$\sum_i \left(\log \sigma_i^2 + \frac{(t - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2} \right) \quad (11)$$

[0123] 式(11)で表されるロスの和を用いて誤差逆伝播法を適用し、通常のCNNの学習と同様に、確率的勾配降下法を使って、学習モデル20を訓練す

る。複数の画像シリーズを含む複数の訓練データを用いて学習モデル20の訓練を行うことにより、学習モデル20のパラメータが適性化され、学習済みモデルが得られる。こうして得られた学習済みモデルが秒数分布推定部14に適用される。

[0124] 《変形例1》

第1実施形態および第2実施形態では、3次元のCTデータからスライスを等間隔に切り出したスライス画像（断層画像）を入力に用いたが、処理の対象とする画像はこれに限らず、例えば、図14に示すように、断層画像T G i m gの代わりに、等間隔に構成されたM I P（Maximum Intensity Projection）画像M I P i m gあるいは複数のスライス画像から生成される平均画像A V E i m gなどであってもよい。また、入力に用いるデータは2次元画像に限らず、3次元画像（3次元データ）であってもよい。例えば、同一シリーズ内の異なる位置の3次元部分画像を入力として用いてもよい。

[0125] 《変形例2》

秒数分布推定部14への入力は、複数種のデータ要素の組み合わせであってもよい。例えば、図15に示すように、同一シリーズのCTデータの部分画像である3次元画像（複数枚のスライス画像のセット）、スライス画像、M I P画像および平均画像のうち少なくとも1種類以上を入力として用いることができ、これら複数の画像種の組み合わせを秒数分布推定部14に入力して、秒数の推定値とその確からしさとの出力を得てもよい。例えば、平均画像とM I P画像との組み合わせを秒数分布推定部14に入力して秒数分布を推定してもよい。M I P画像および平均画像は、3次元のCTデータの部分画像から生成される生成画像の一例である。

[0126] 《医療情報システムの構成例》

図16は、医療画像処理装置220を含む医療情報システム200の構成例を示すブロック図である。第1実施形態および第2実施形態として説明した回帰推定装置10は、例えば、医療画像処理装置220に組み込まれる。医療情報システム200は、病院などの医療機関に構築されるコンピュータ

ネットワークである。医療情報システム 200 は、医療画像を撮影するモダリティ 230 と、D I C O M サーバ 240 と、医療画像処理装置 220 と、電子カルテシステム 244 と、ビューワ端末 246 とを含み、これらの要素は通信回線 248 を介して接続される。通信回線 248 は、医療機関内の構内通信回線であってよい。また通信回線 248 の一部は、広域通信回線であってもよい。

[0127] モダリティ 230 の具体例としては、CT 装置 231、MRI (Magnetic Resonance Imaging) 装置 232、超音波診断装置 233、PET (Positron Emission Tomography) 装置 234、X線診断装置 235、X線透視診断装置 236 および内視鏡装置 237 等が挙げられる。通信回線 248 に接続されるモダリティ 230 の種類は、医療機関ごとに様々な組み合わせがありうる。

[0128] D I C O M サーバ 240 は、D I C O M の仕様にて動作するサーバである。D I C O M サーバ 240 は、モダリティ 230 を用いて撮影された画像を含む各種データを保存および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プログラムを備えている。D I C O M サーバ 240 は、通信回線 248 を介して他の装置と通信を行い、画像データを含む各種データを送受信する。D I C O M サーバ 240 は、モダリティ 230 によって生成された画像データその他の含む各種データを通信回線 248 経由で受信し、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通信回線 248 経由での各装置間の通信は、D I C O M のプロトコルに基づいている。

[0129] 医療画像処理装置 220 は、通信回線 248 を介して D I C O M サーバ 240 等からデータを取得することができる。医療画像処理装置 220 は、モダリティ 230 により撮影された医療画像について画像解析その他の各種処理を行う。医療画像処理装置 220 は、回帰推定装置 10 の処理機能の他、例えば、画像から病変領域などを認識する処理、病名などの分類を特定する処理、あるいは、臓器等の領域を認識するセグメンテーション処理など、様

々なコンピュータ支援診断（Computer Aided Diagnosis, Computer Aided Detection : CAD）等の解析処理を行うように構成されてもよい。また、医療画像処理装置 220 は、処理結果を DICOM サーバ 240 およびビューワ端末 246 に送ることができる。なお、医療画像処理装置 220 の処理機能は、DICOM サーバ 240 に搭載されてもよいし、ビューワ端末 246 に搭載されてもよい。

[0130] DICOM サーバ 240 のデータベースに保存された各種データ、並びに医療画像処理装置 220 により生成された処理結果を含む様々な情報は、ビューワ端末 246 に表示させることができる。

[0131] ビューワ端末 246 は、PACS（Picture Archiving and Communication Systems）ビューワ、あるいは DICOM ビューワと呼ばれる画像閲覧用の端末である。通信回線 248 には複数のビューワ端末 246 が接続され得る。ビューワ端末 246 の形態は特に限定されず、パーソナルコンピュータであってもよいし、ワークステーションであってもよく、また、タブレット端末などであってもよい。

[0132] 《コンピュータを動作させるプログラムについて》

回帰推定装置 10 における処理機能のコンピュータに実現させるプログラムを、光ディスク、磁気ディスク、もしくは、半導体メモリその他の有体物たる非一時的な情報記憶媒体であるコンピュータ可読媒体に記録し、この情報記憶媒体を通じてプログラムを提供することが可能である。

[0133] またこのような有体物たる非一時的なコンピュータ可読媒体にプログラムを記憶させて提供する態様に代えて、インターネットなどの電気通信回線を利用してプログラム信号をダウンロードサービスとして提供することも可能である。

[0134] さらに、回帰推定装置 10 における処理機能の一部または全部をクラウドコンピューティングによって実現してもよく、また、SaaS（Software as a Service）サービスとして提供することも可能である。

[0135] 《各処理部のハードウェア構成について》

回帰推定装置 10 におけるデータ取得部 12、秒数分布推定部 14、統合部 16、最大点特定部 18、出力部 19、回帰推定部 22、変数変換部 24、対数変換部 26 および統合分布生成部 28 などの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は、例えば、次に示すような各種のプロセッサ (processor) である。

[0136] 各種のプロセッサには、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、画像処理に特化したプロセッサである GPU、FPGA (Field Programmable Gate Array) など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) など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などが含まれる。

[0137] 1つの処理部は、これら各種のプロセッサのうちの1つで構成されていてもよいし、同種または異種の2つ以上のプロセッサで構成されてもよい。例えば、1つの処理部は、複数のFPGA、あるいは、CPUとFPGAの組み合わせ、またはCPUとGPUの組み合わせによって構成されてもよい。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。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、第一に、クライアントやサーバなど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。第二に、システムオンチップ (System On Chip: SoC) など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を1つ以上用いて構成される。

[0138] 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は、より具体的には、半導体素子などの回路素子を組み合わせた電気回路 (circuitry) である。

[0139] 《本実施形態による利点》

第1実施形態および第2実施形態によれば、次のような利点がある。

[0140] 〈1〉複数の入力のそれぞれに対応した推定結果に重みを付けて統合できるため、秒数を推定しにくい画像（例えば、アーチファクトを含みシーン解析が困難な画像など）の影響を減らすことができ、精度の高い推定値を得ることができる。例えば、推定に不適切なデータが入力の一つとして入ってきた場合、この入力に対応する推定値が大きく外れても確からしさが下がることで、統合結果への影響を抑えられる。

[0141] 〈2〉回帰モデルの推論に使う式を機械学習により直接最適化できる。

[0142] 〈3〉入力された画像の画像解析によって確信度の高い秒数を推定し得るため、DICOMタグに撮影時間に関する付属情報が記録されていない画像、あるいは誤った時刻情報などが記録されている画像などについても、確信度の高い秒数を推定することが可能である。

[0143] 〈4〉回帰モデルへの入力として、3次元のCTデータを一度に入力して処理することはサイズの的に困難な場合があり得るが、第1実施形態および第2実施形態で説明したように、3次元のCTデータの一部であるスライス画像等の2次元画像を逐次的に処理して、これらの推定結果を統合することにより、入力されたデータの全体を見て適切な推定値を導くことが可能である。

[0144] また、第1実施形態で説明したように、確率分布モデルとしてラプラス分布を採用することにより、次の利点がある。

[0145] 〈5〉学習が安定し、ラベルノイズにもある程度ロバストになる。

[0146] 〈6〉同時確率分布が重み付きメジアンになり、アーチファクトなどにより一部の入力に対する推定結果の一つが大きく外れた時に、その外れ値の影響を受け難く、さらに頑強（ロバスト）になる。

[0147] 〈7〉入力に用いた複数の画像の中から、最終結果（最終推定値の推定）に使用した画像を取り出すことができる。

[0148] 《他の適用例》

本開示の技術は、様々な用途に適用可能であり、入力に用いるデータの種類および推定する目的変数については、様々な態様があり得る。本開示の技術は、例えば、次のような回帰推定の問題に適用可能である。

[0149] 適用例 1：複数のスライス画像を用いて回帰を行う問題

具体的には、第 1 実施形態および第 2 実施形態で説明したように造影剤注入からの経過時間を推定するタスクの他、複数のスライス画像（2 次元画像）から対象とする臓器の位置を 3 次元方向にも認識するタスクに適用可能である。例えば、同一シリーズ内の複数のスライス画像から臓器の位置を示す直方体（3 次元のバウンディングボックス）の座標を回帰推定する処理において本開示の技術を適用できる。ここでいう臓器は本開示における「特定の対象物」の一例であり、バウンディングボックスの座標は本開示における「特定の対象物の位置を示す値」の一例である。

[0150] また、入力されたスライス画像についてのスライス位置（CT データ内の位置）を推定する処理について本開示の技術を適用できる。ここでいうスライス位置は本開示における「部分画像の位置」の一例である。

[0151] 適用例 2：動画などの時系列画像もしくは複数画像の入力に対して回帰を行う問題

具体的には、例えば、動画等の画像に写る人物の年齢を推定する処理について本開示の技術を適用できる。また動画等の画像についてシーン認識をする場合の回帰推定の処理についても本開示の技術を適用できる。

[0152] 適用例 3：音のデータから回帰を行う問題

具体的には、例えば、音声から感情認識をする場合などの回帰推定の処理について本開示の技術を適用できる。

[0153] 適用例 4：複数の解像度から一つの値を回帰する問題

具体的には、例えば、解像度の異なる複数の画像から、物体検出のバウンディングボックスの位置を回帰推定する処理について本開示の技術を適用できる。

[0154] 《その他》

本開示は上述した実施形態に限定されるものではなく、本開示の技術的思想の趣旨を逸脱しない範囲で種々の変形が可能である。

符号の説明

- [0155] 1 0 回帰推定装置
- 1 2 データ取得部
- 1 4 秒数分布推定部
- 1 6 統合部
- 1 8 最大点特定部
- 1 9 出力部
- 2 0 学習モデル
- 2 2 回帰推定部
- 2 4 変数変換部
- 2 6 対数変換部
- 2 8 統合分布生成部
- 1 0 2 プロセッサ
- 1 0 4 コンピュータ可読媒体
- 1 0 4 A メモリ
- 1 0 4 B ストレージ
- 1 0 6 通信インターフェース
- 1 0 8 入出力インターフェース
- 1 1 0 バス
- 1 1 4 入力装置
- 1 1 6 表示装置
- 1 3 0 回帰推定プログラム
- 2 0 0 医療情報システム
- 2 2 0 医療画像処理装置
- 2 3 0 モダリティ
- 2 3 1 C T 装置

2 3 2 M R I 装置
2 3 3 超音波診断装置
2 3 4 P E T 装置
2 3 5 X線診断装置
2 3 6 X線透視診断装置
2 3 7 内視鏡装置
2 4 0 D I C O Mサーバ
2 4 4 電子カルテシステム
2 4 6 ビューワ端末
2 4 8 通信回線
G D 1 グラフ
G D 1 g グラフ
G D 2 グラフ
G D 2 g グラフ
G L 1 グラフ
G L 1 g グラフ
G L 2 グラフ
G L 2 g グラフ
G L S グラフ
G L S g グラフ
G R b グラフ
G R μ グラフ
G R O b グラフ
I M 画像
I M 1、I M 2、I M n 画像
I M i 画像
T I M 画像
O a 推定値

O b スコア値

P 1、P 2、P i 確率分布

P D 秒数分布

請求の範囲

- [請求項1] 1つ以上のプロセッサと、
前記1つ以上の前記プロセッサによって実行されるプログラムが記憶される1つ以上の記憶装置と、を備え、
前記1つ以上の前記プロセッサは、前記プログラムの命令を実行することにより、
複数のデータの入力を受け付け、
前記複数のデータを単一の回帰モデルに入力することにより、前記複数のデータから推定値と前記推定値の確からしさを複数組推定し、
前記回帰モデルにより推定された前記複数組の前記推定値と前記推定値の確からしさを基に、前記複数組の推定結果を統合する、
回帰推定装置。
- [請求項2] 前記1つ以上の前記プロセッサは、
前記推定値と前記推定値の確からしさに基づいて、前記推定値を確率変数とする確率分布を推定し、
前記複数組のそれぞれの前記確率分布を統合して統合分布を生成し、
前記統合分布に基づいて最終推定値を特定する、
請求項1に記載の回帰推定装置。
- [請求項3] 前記1つ以上の前記プロセッサは、
前記推定値と前記推定値の確からしさに基づいて、前記推定値を確率変数とする確率分布を推定し、
前記複数組のそれぞれの前記確率分布を基に、同じ確率変数での確率の積が最大となる値を特定する、
請求項1に記載の回帰推定装置。
- [請求項4] 前記1つ以上の前記プロセッサは、
前記回帰モデルから出力される前記推定値を確率分布モデルの第1

のパラメータに変数変換し、

前記回帰モデルから出力される前記確からしさを示す値を前記確率分布モデルの第2のパラメータに変数変換する、

請求項2または3に記載の回帰推定装置。

[請求項5] 前記確率分布モデルは、ラプラス分布である、
請求項4に記載の回帰推定装置。

[請求項6] 前記確率分布モデルは、ガウス分布である、
請求項4に記載の回帰推定装置。

[請求項7] 前記1つ以上の前記プロセッサは、
前記確率分布の対数を取る対数変換を行い、
前記統合の際に、前記複数組のそれぞれの前記確率分布に対応した
対数確率密度の和を計算し、

同時対数確率密度が最大になる値を求める、

請求項2から6のいずれか一項に記載の回帰推定装置。

[請求項8] 前記回帰モデルは、入力用のデータと教師信号とが対応付けされた
訓練データを用いて機械学習を行うことにより生成された学習済みモ
デルを含む、

請求項1から7のいずれか一項に記載の回帰推定装置。

[請求項9] 前記回帰モデルは、畳み込みニューラルネットワークを用いて構成
される、

請求項1から8のいずれか一項に記載の回帰推定装置。

[請求項10] 前記複数のデータは、医療画像である、

請求項1から9のいずれか一項に記載の回帰推定装置。

[請求項11] 前記複数のデータは、同一シリーズ内のスライス画像である、

請求項10に記載の回帰推定装置。

[請求項12] 前記複数のデータは、3次元画像に含まれる、異なる部分画像を含
む、

請求項1から11のいずれか一項に記載の回帰推定装置。

- [請求項13] 前記複数のデータは、3次元画像に含まれる、異なる部分画像を基に生成される生成画像を含む、
請求項1から11のいずれか一項に記載の回帰推定装置。
- [請求項14] 前記複数のデータは、時系列画像に含まれる、異なる部分画像を含む、
請求項1から11のいずれか一項に記載の回帰推定装置。
- [請求項15] 前記複数のデータは、異なる解像度の画像を含む、
請求項1から11のいずれか一項に記載の回帰推定装置。
- [請求項16] 前記推定値は、造影剤注入からの経過時間である、
請求項10から15のいずれか一項に記載の回帰推定装置。
- [請求項17] 前記推定値は、特定の対象物の位置を示す値である、
請求項10から15のいずれか一項に記載の回帰推定装置。
- [請求項18] 前記推定値は、前記3次元画像における前記部分画像の位置を示す値である、
請求項12又は13に記載の回帰推定装置。
- [請求項19] 前記推定値は、入力された前記データである画像に写る人物の年齢である、
請求項14に記載の回帰推定装置。
- [請求項20] プロセッサが実行する回帰推定方法であって、
複数のデータの入力を受け付けることと、
前記複数のデータを単一の回帰モデルに入力することにより、前記複数のデータから推定値と前記推定値の確からしさを複数組推定することと、
前記回帰モデルにより推定された前記複数組の前記推定値と前記推定値の確からしさを基に、前記複数組の推定結果を統合することと、
を含む、回帰推定方法。
- [請求項21] コンピュータに、

複数のデータの入力を受け付ける機能と、

前記複数のデータを単一の回帰モデルに入力することにより、前記複数のデータから推定値と前記推定値の確からしさを複数組推定する機能と、

前記回帰モデルにより推定された前記複数組の前記推定値と前記推定値の確からしさを基に、前記複数組の推定結果を統合する機能とを実現させる、プログラム。

[請求項22] 非一時的かつコンピュータ読取可能な記録媒体であって、請求項21に記載のプログラムが記録された記録媒体。

[請求項23] データの入力を受けて、前記データから推定値と前記推定値の確からしさを出力する回帰モデルとして用いられる学習済みモデルの生成方法であって、

入力用のデータと教師信号とが対応付けされた訓練データを用い、前記入力用のデータを学習モデルに入力し、前記学習モデルから前記推定値と前記推定値の確からしさを示す値との出力を得ることと、前記学習モデルから出力された前記推定値を確率分布モデルの第1のパラメータに変数変換することと、

前記学習モデルから出力された前記確からしさを示す値を前記確率分布モデルの第2のパラメータに変数変換することと、

前記第1のパラメータと前記第2のパラメータと前記教師信号とを用いてロス関数を計算することと、

前記ロス関数の計算結果に基づいて、前記学習モデルのパラメータを更新することと、

を含む、

学習済みモデルの生成方法。

[請求項24] 前記確率分布モデルはラプラス分布であり、

前記第1のパラメータを μ 、前記第2のパラメータを b 、前記教師信号を t とする場合に、前記ロス関数として、次式

$$\log b + |t - \mu| / b$$

が用いられる、

請求項 2 3 に記載の学習済みモデルの生成方法。

[請求項25]

前記確率分布モデルはガウス分布であり、

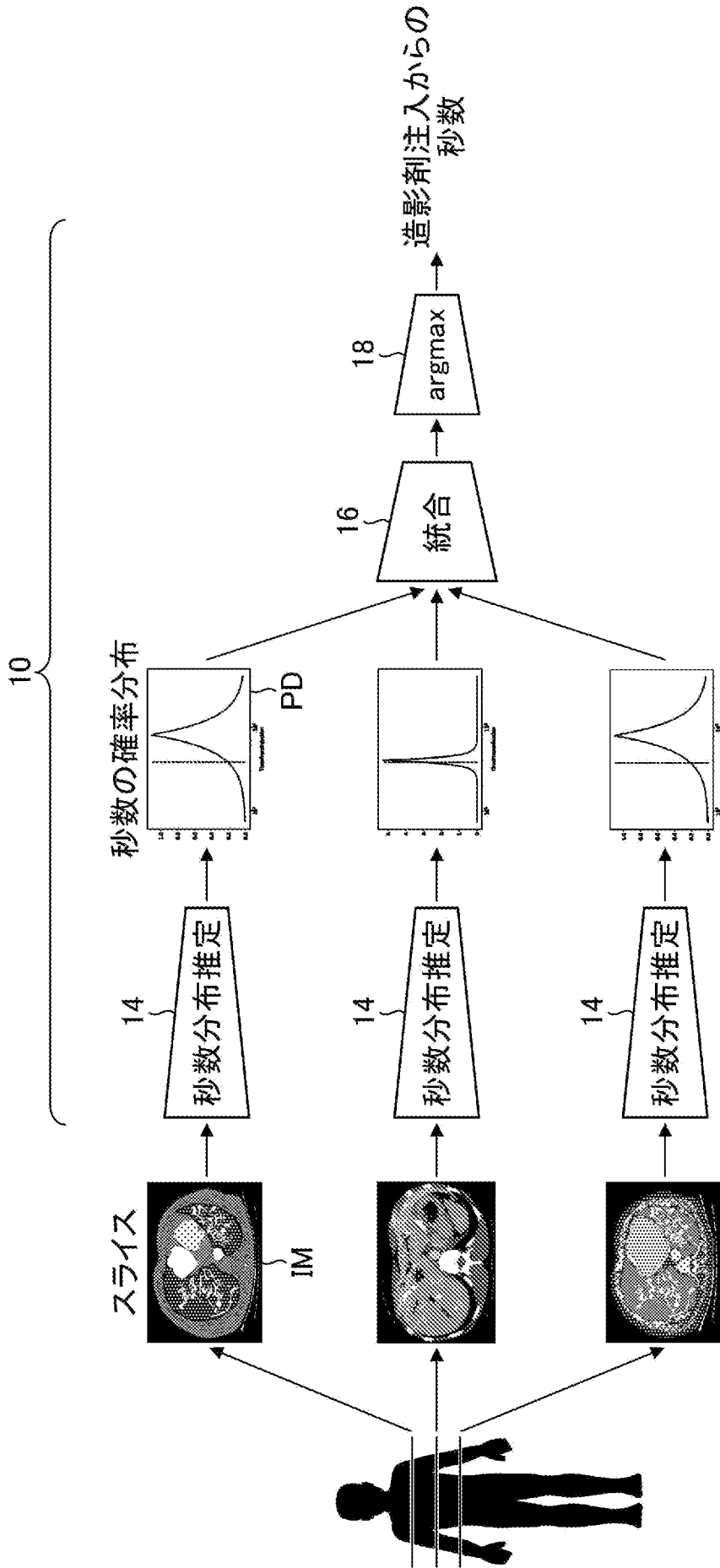
前記第 1 のパラメータを μ 、前記第 2 のパラメータを σ^2 、前記教師信号を t とする場合に、前記ロス関数として、次式

$$\log \sigma^2 + (t - \mu)^2 / 2 \sigma^2$$

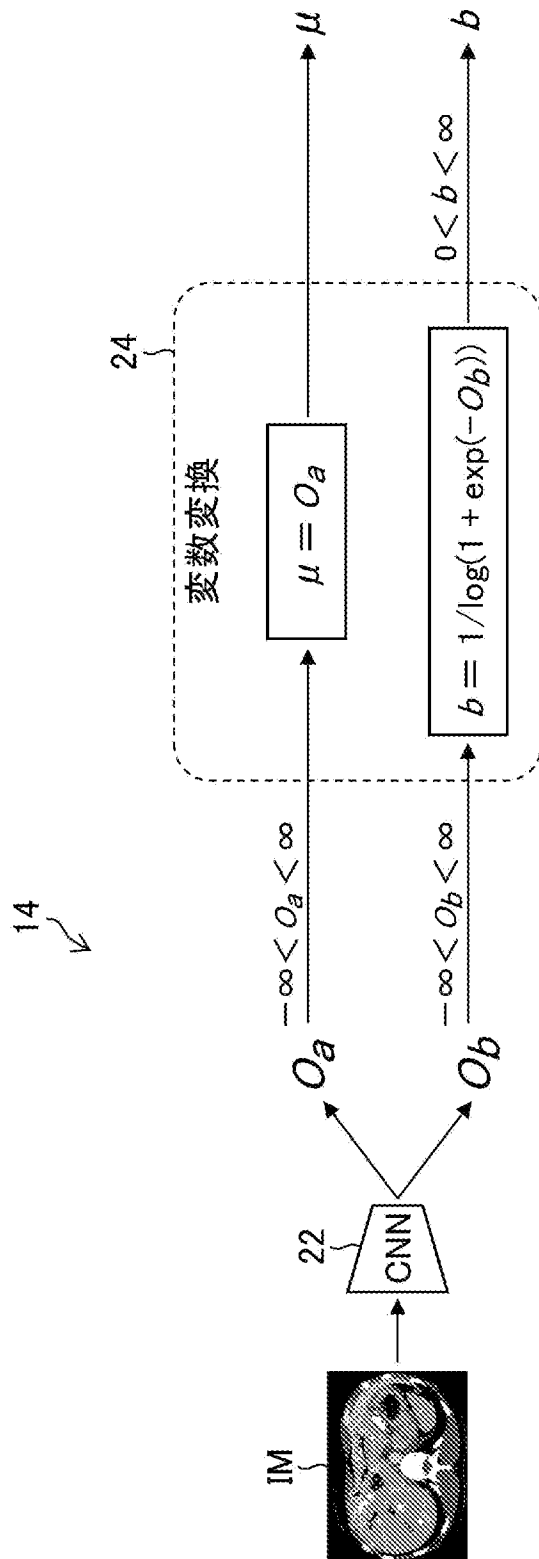
が用いられる、

請求項 2 3 に記載の学習済みモデルの生成方法。

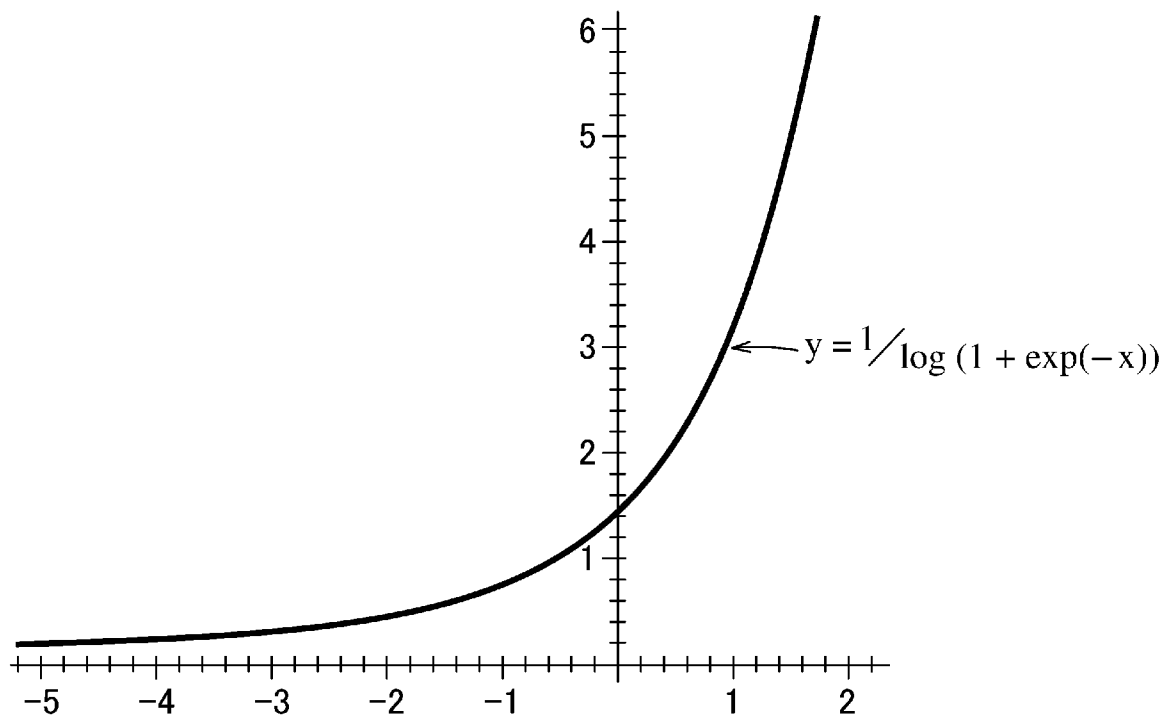
[図1]



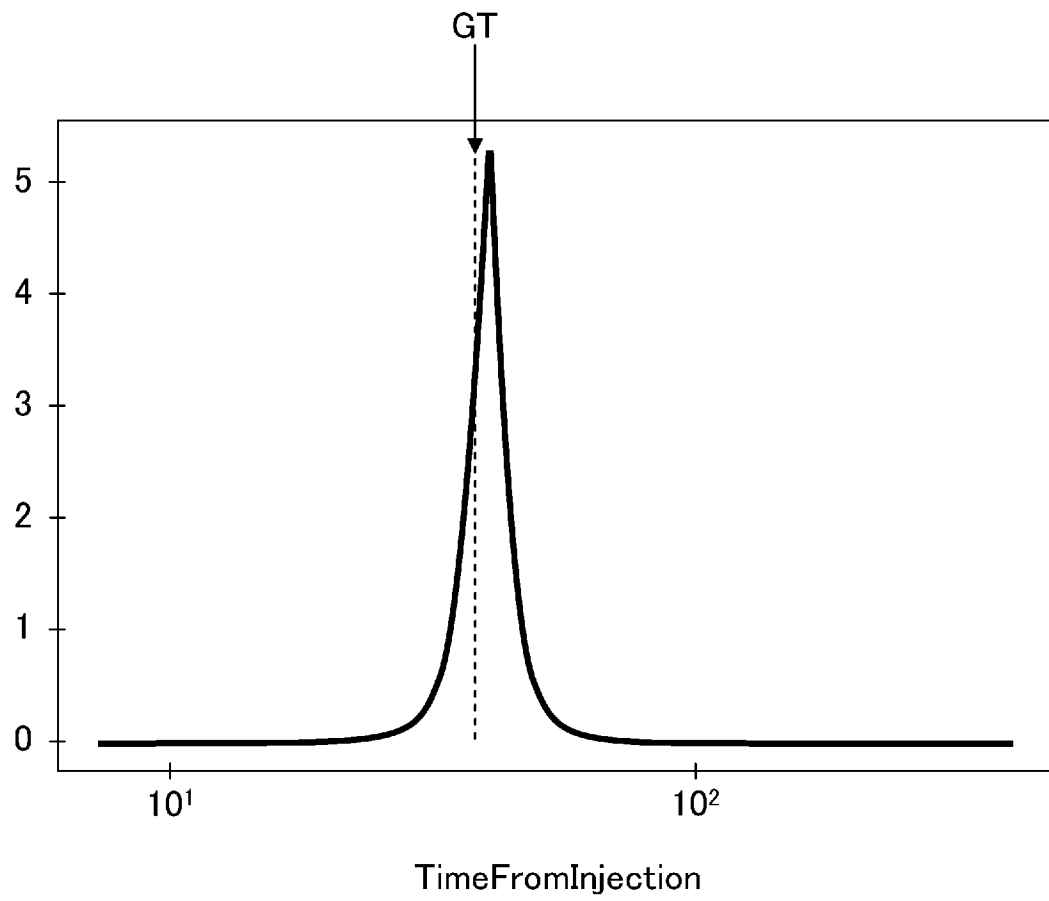
[図2]



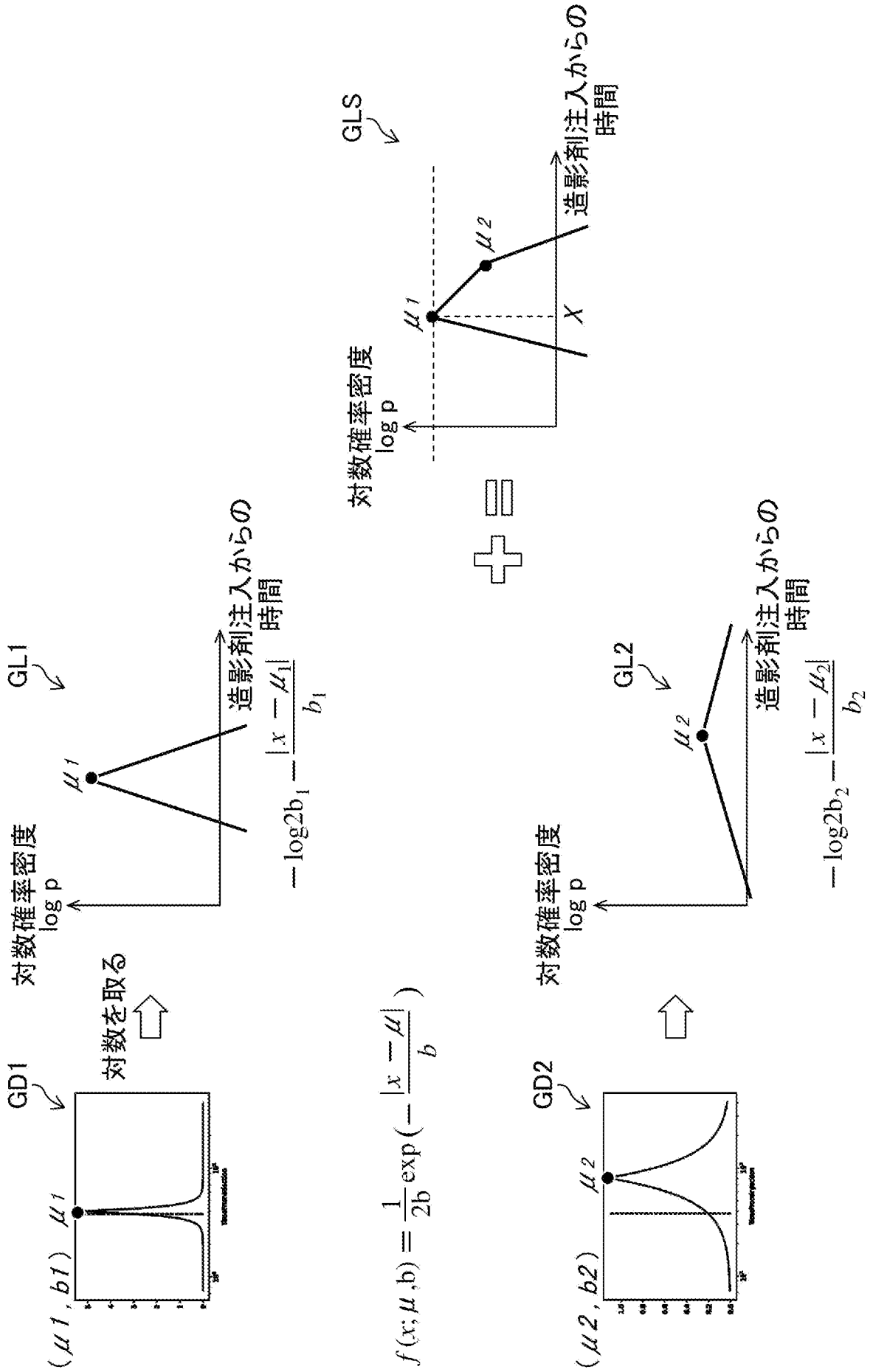
[図3]



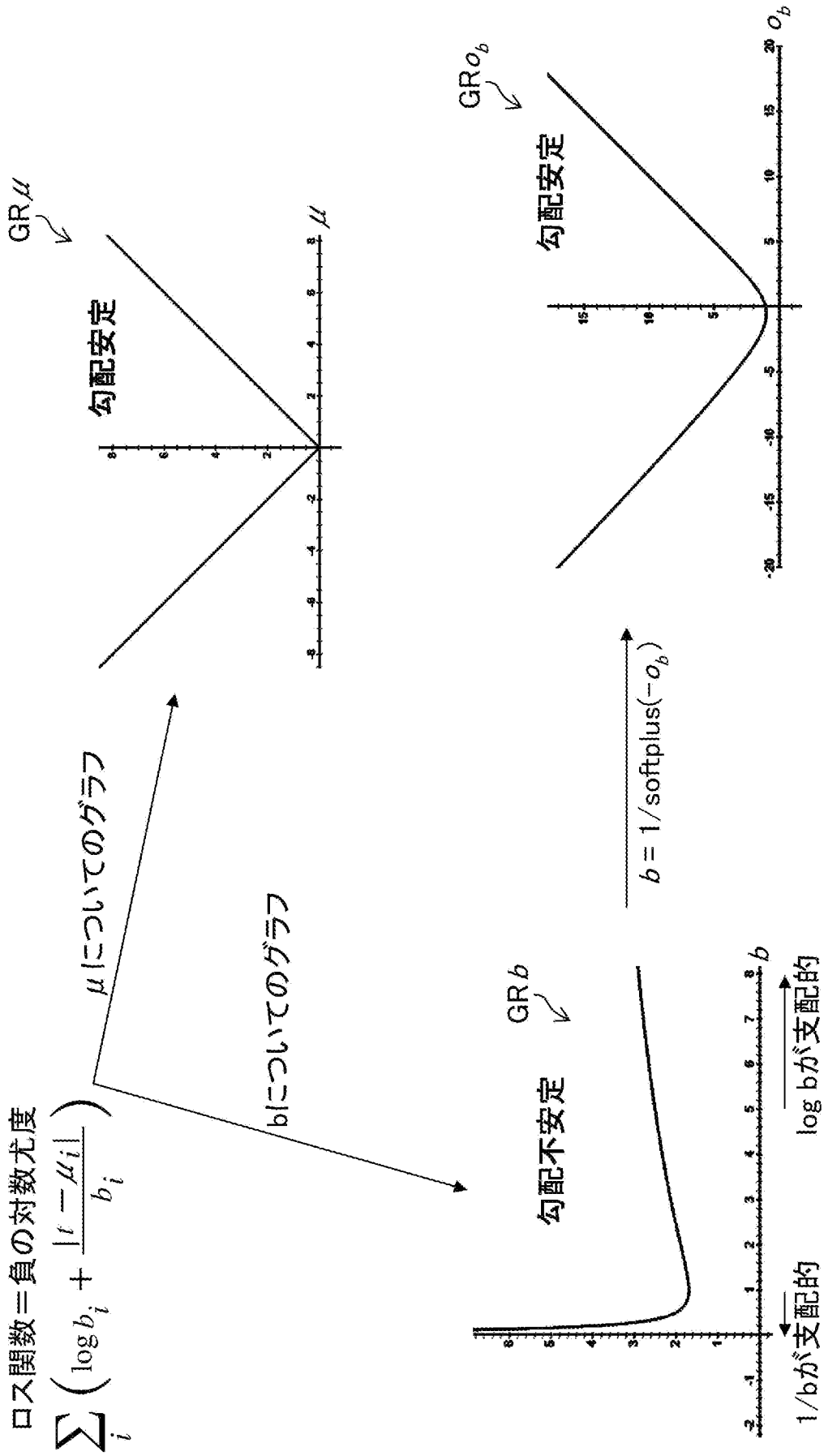
[図4]



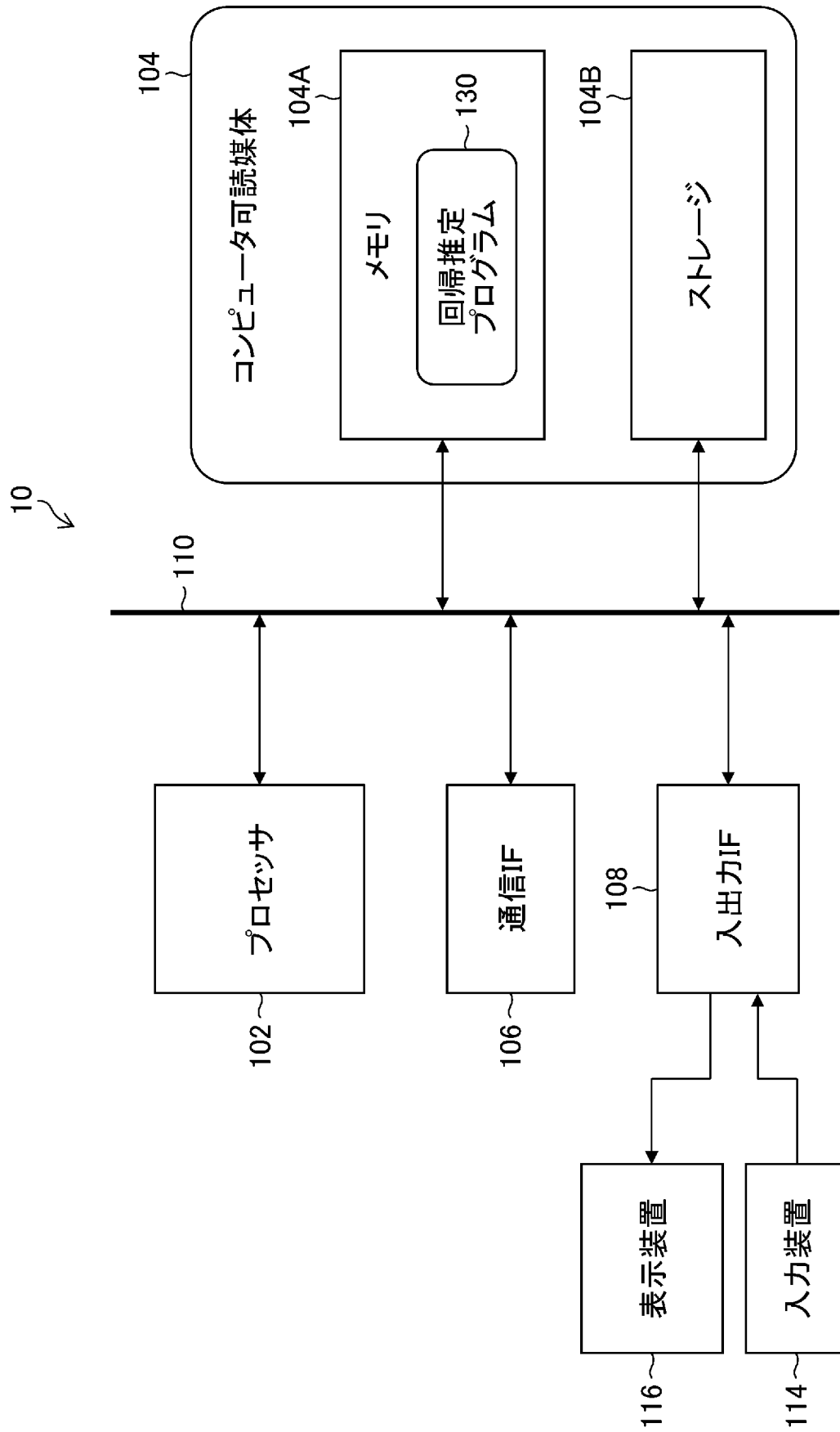
[図5]



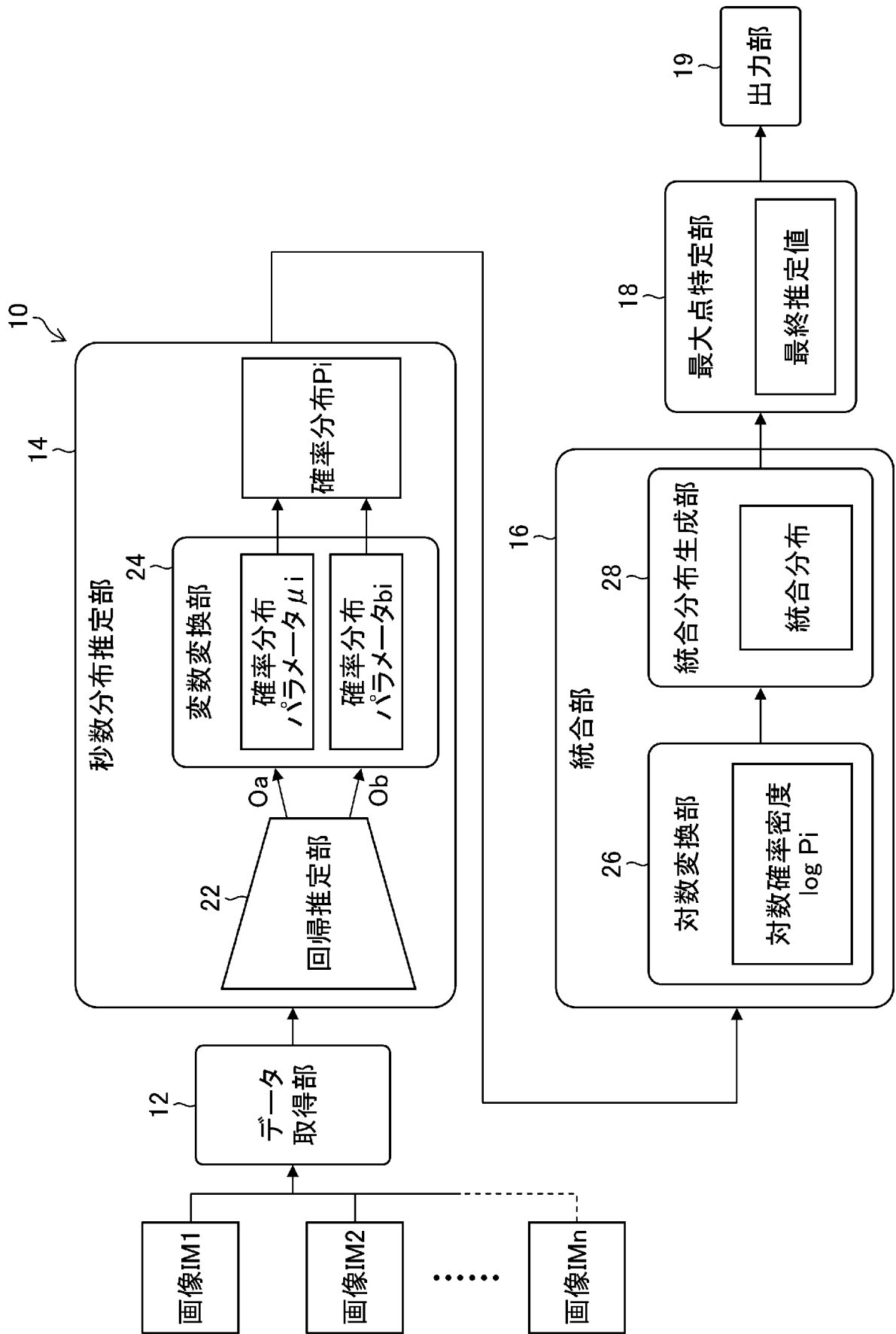
[図7]



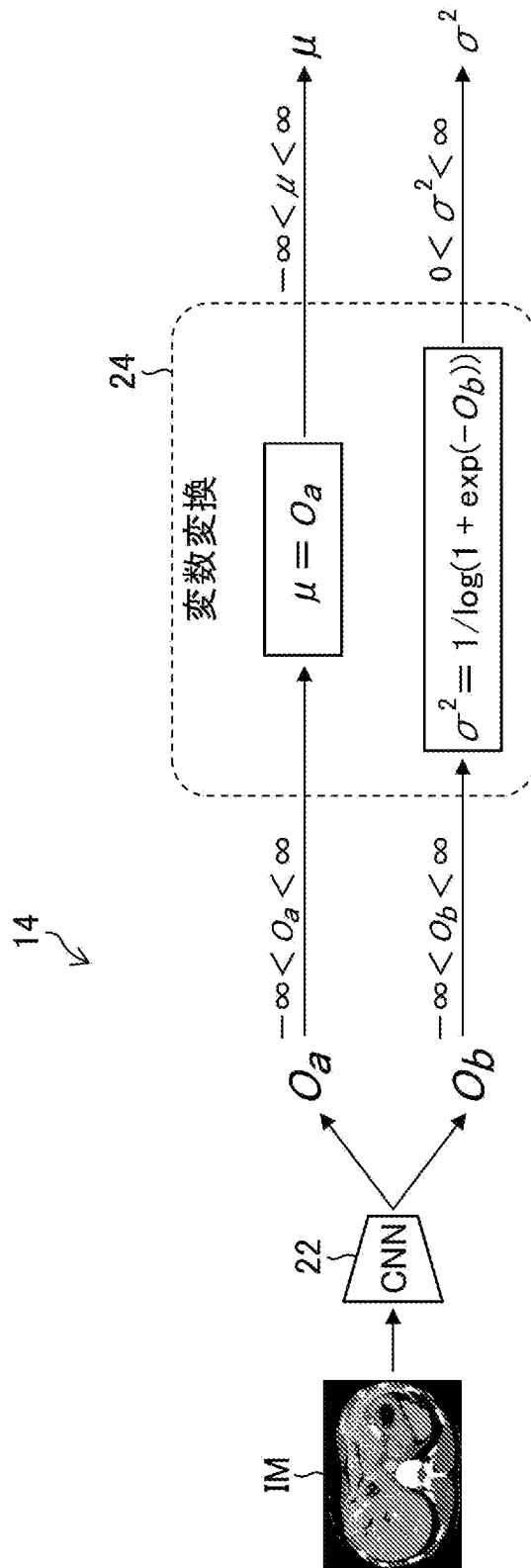
[図8]



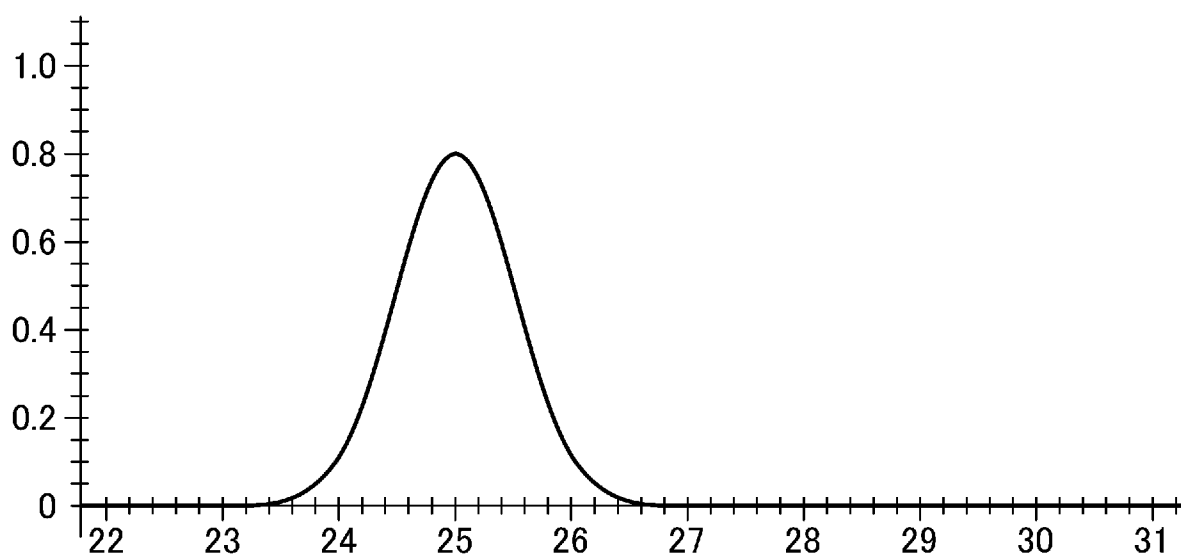
[図9]



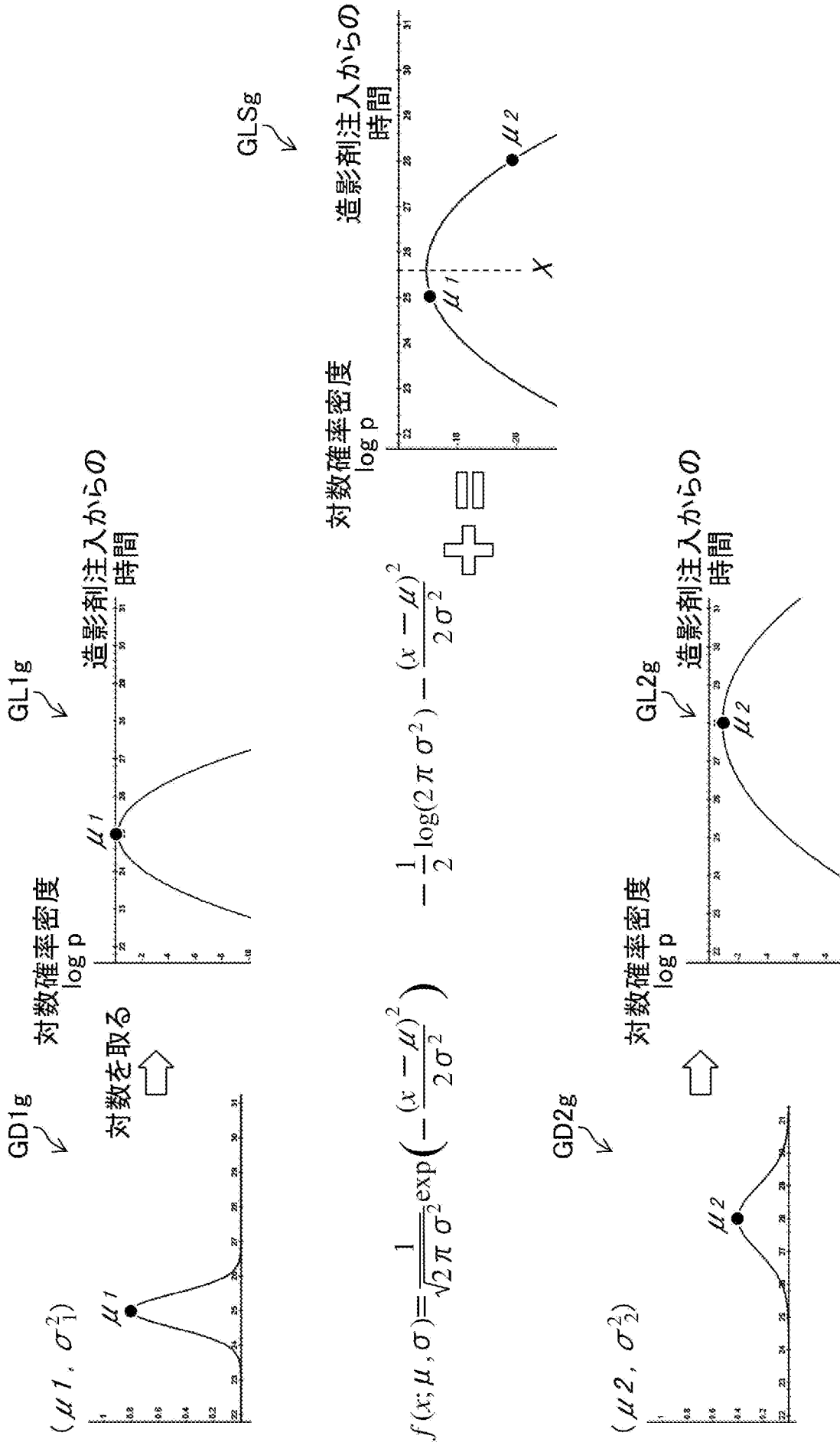
[図10]



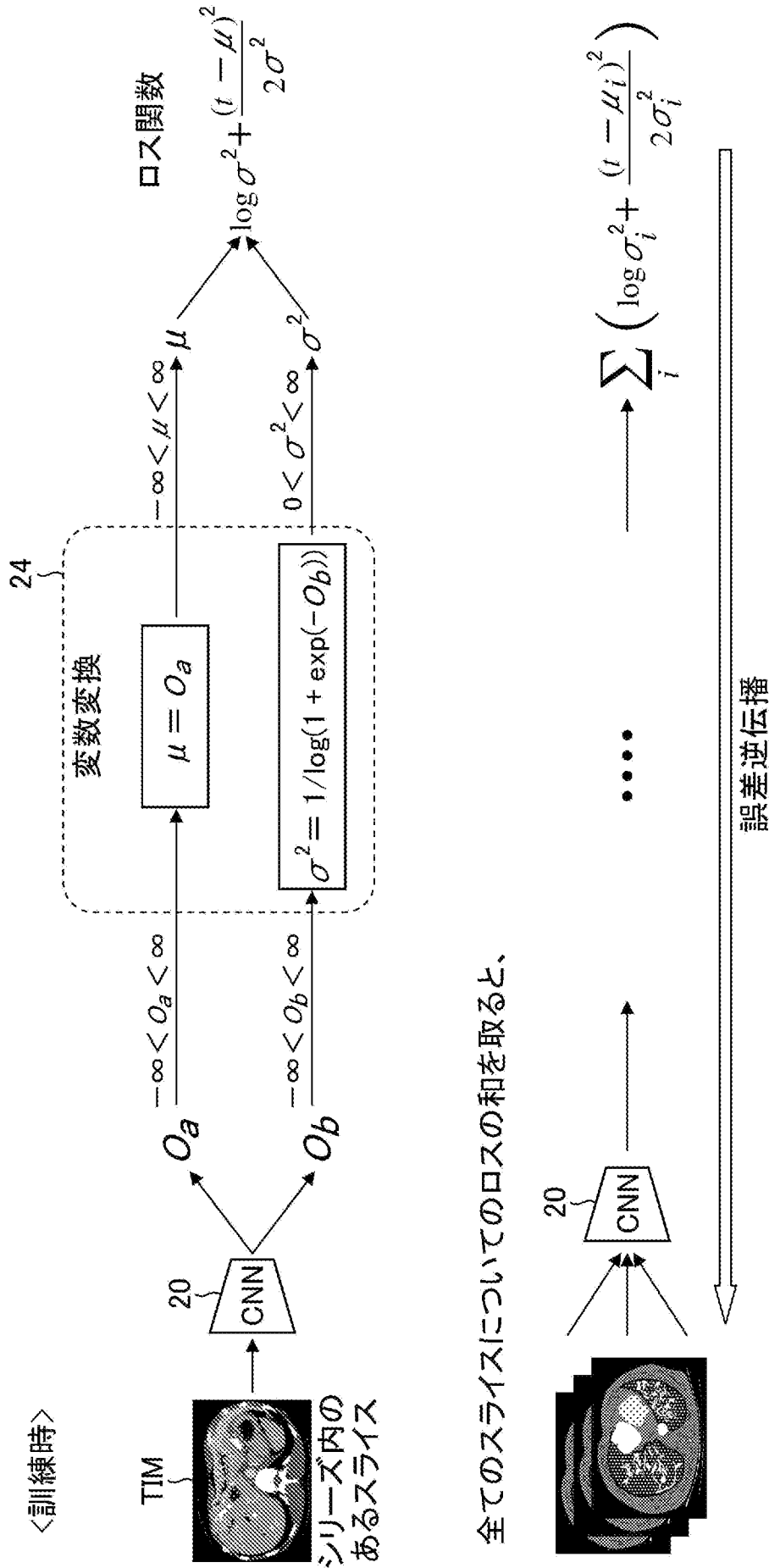
[図11]



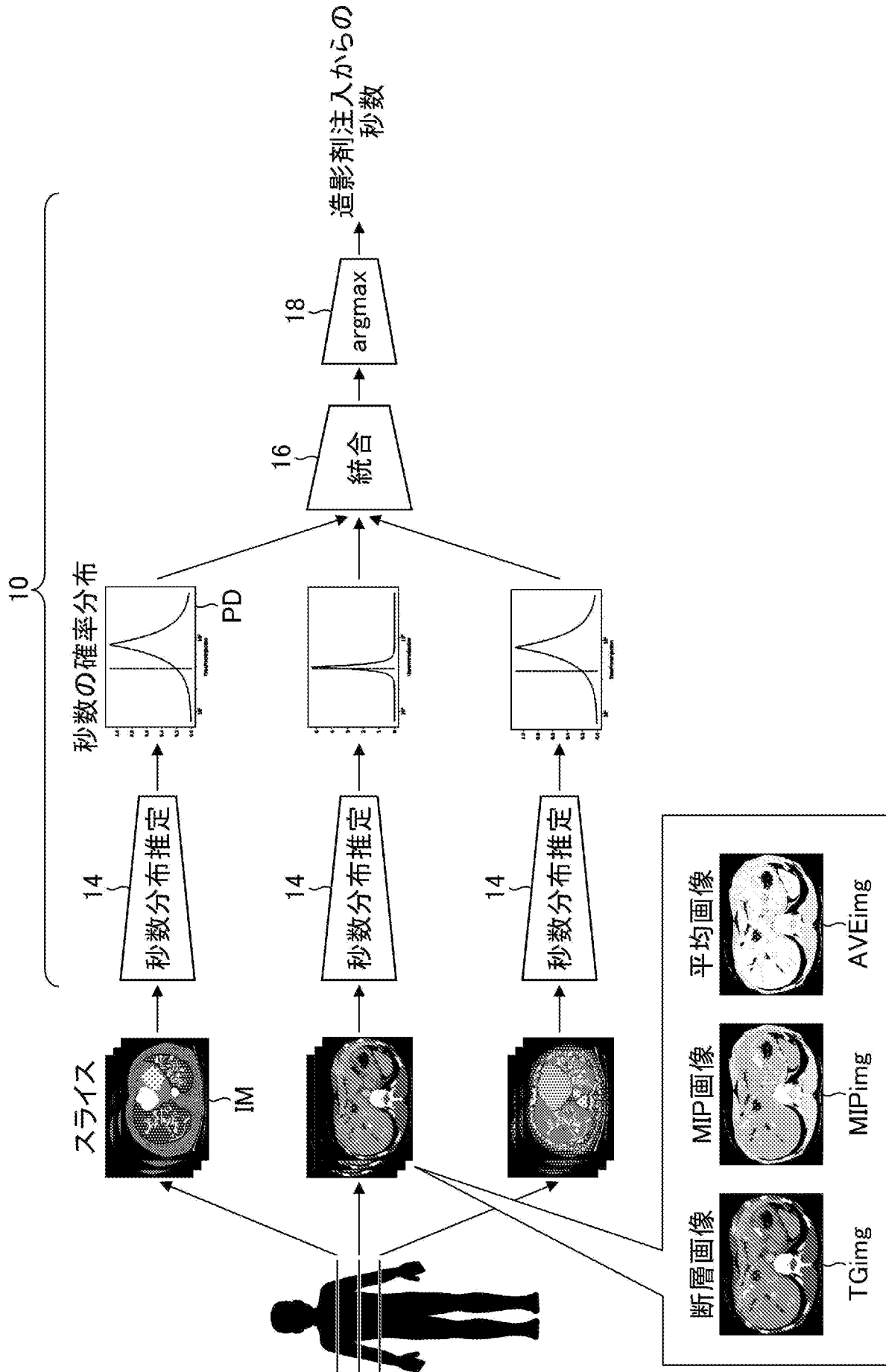
[図12]



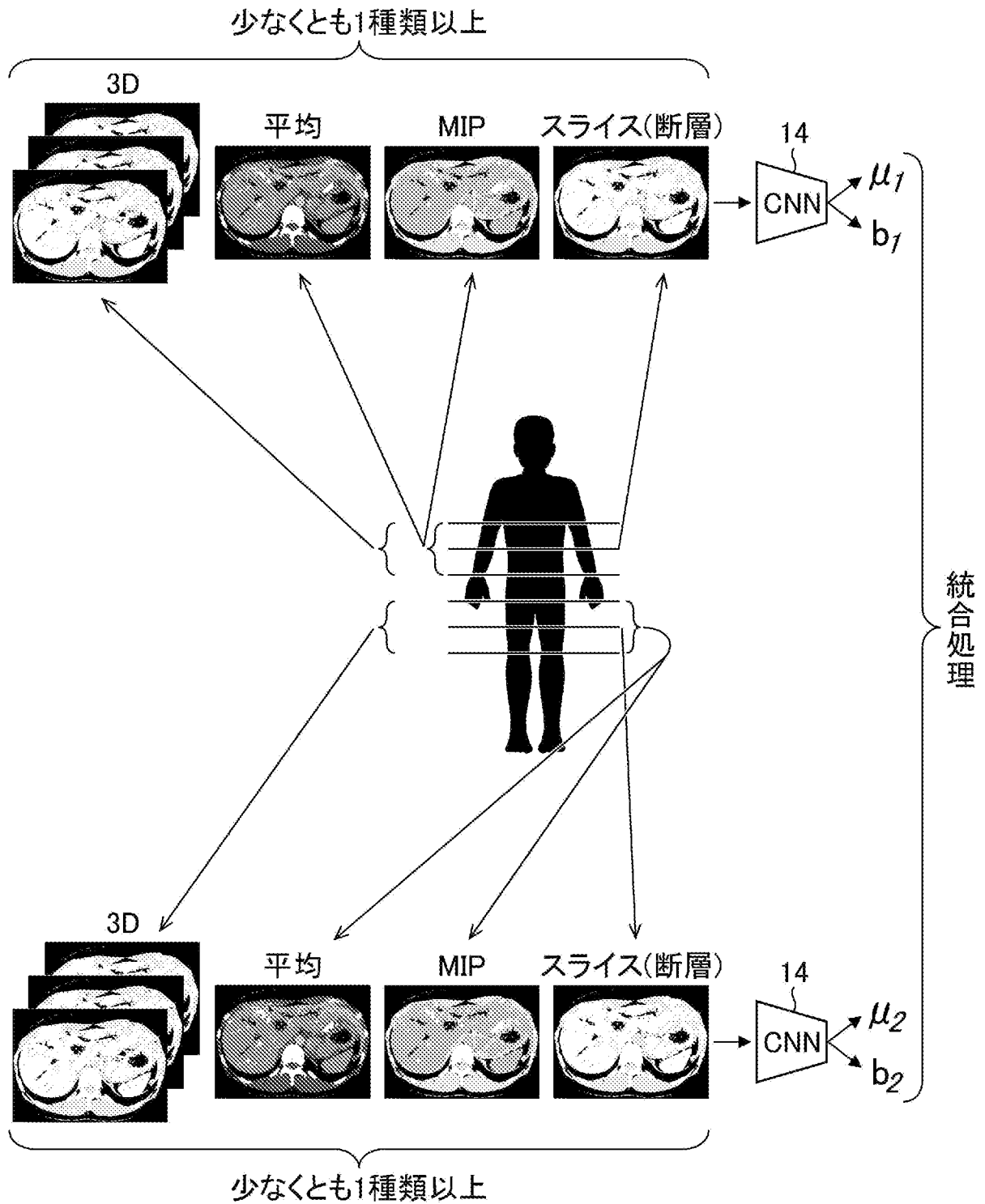
[図13]



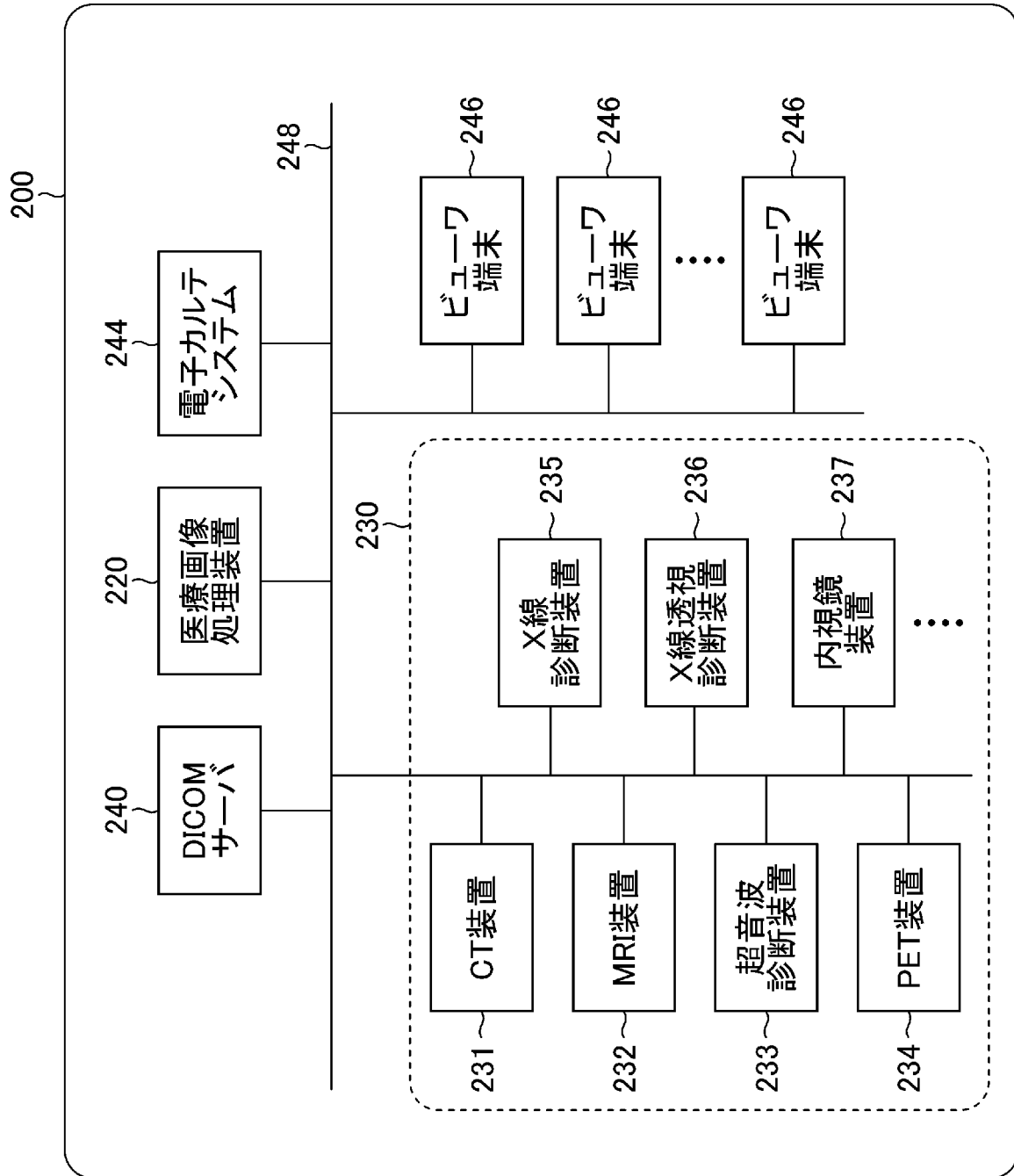
[図14]



[図15]



[図16]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2022/025288

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER		
G06N 20/00(2019.01); FI: G06N20/00		
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) G06N3/00-99/00		
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 1971-2022 Registered utility model specifications of Japan 1996-2022 Published registered utility model applications of Japan 1994-2022		
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 A	JP 2013-3662 A (SONY CORP.) 07 January 2013 (2013-01-07) paragraphs [0081]-[0086], [0168]-[0203], [0258]-[0267], fig. 9-12, 17	1-6, 8-10, 14-17, 19-22 7, 11-13, 18, 23-25
Y	JP 2009-230751 A (OMRON CORP.) 08 October 2009 (2009-10-08) paragraphs [0034], [0041], [0075]-[0078], fig. 8, 20	1-6, 8-10, 14-17, 19-22
<input type="checkbox"/> Further documents are listed in the continuation of Box C. <input checked="" type="checkbox"/> See patent family annex.		
<p>* Special categories of cited documents:</p> <p>“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance</p> <p>“E” earlier application or patent but published on or after the international filing date</p> <p>“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)</p> <p>“O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means</p> <p>“P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed</p> <p>“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</p> <p>“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</p> <p>“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</p> <p>“&” document member of the same patent family</p>		
Date of the actual completion of the international search 08 September 2022		Date of mailing of the international search report 20 September 2022
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.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/JP2022/025288

Patent document cited in search report	Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
JP 2013-3662 A	07 January 2013	US 2012/0314957 A1 paragraphs [0109]-[0115], [0196]-[0231], [0286]-[0295], fig. 9-12, 17	
JP 2009-230751 A	08 October 2009	(Family: none)	

A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（IPC）） G06N 20/00(2019.01)i FI: G06N20/00		
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）） G06N3/00-99/00 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 1971-2022年 日本国実用新案登録公報 1996-2022年 日本国登録実用新案公報 1994-2022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 A	JP 2013-3662 A (ソニー株式会社) 07.01.2013 (2013-01-07) [0081] - [0086], [0168] - [0203], [0258] - [0267], 図9-12, 17	1-6, 8-10, 14-17, 19-22 7, 11-13, 18, 23-25
Y	JP 2009-230751 A (オムロン株式会社) 08.10.2009 (2009-10-08) [0034], [0041], [0075] - [0078], 図8, 20	1-6, 8-10, 14-17, 19-22
<input type="checkbox"/> C欄の続きにも文献が列挙されている。 <input checked="" type="checkbox"/> 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 08.09.2022	国際調査報告の発送日 20.09.2022	
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） 杉浦 孝光 5B 5287 電話番号 03-3581-1101 内線 3545	

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/JP2022/025288

引用文献	公表日	パテントファミリー文献	公表日
JP 2013-3662 A	07.01.2013	US 2012/0314957 A1 [0109]-[0115], [0196]- [0231], [0286]-[0295], FIGs. 9-12, 17	
JP 2009-230751 A	08.10.2009	(ファミリーなし)	