

(19)日本国特許庁(JP)

## (12)特許公報(B2)

(11)特許番号

特許第7440655号

(P7440655)

(45)発行日 令和6年2月28日(2024.2.28)

(24)登録日 令和6年2月19日(2024.2.19)

(51)国際特許分類

F I

A 6 1 B	5/055(2006.01)	A 6 1 B	5/055	3 8 0
A 6 1 B	6/03 (2006.01)	A 6 1 B	6/03	5 6 0 T
A 6 1 B	10/00 (2006.01)	A 6 1 B	10/00	H
G 0 6 T	7/00 (2017.01)	G 0 6 T	7/00	6 1 2
G 0 6 V	10/774(2022.01)	G 0 6 T	7/00	3 5 0 B

請求項の数 12 (全23頁) 最終頁に続く

(21)出願番号 特願2022-551872(P2022-551872)  
 (86)(22)出願日 令和3年9月9日(2021.9.9)  
 (86)国際出願番号 PCT/JP2021/033190  
 (87)国際公開番号 WO2022/065061  
 (87)国際公開日 令和4年3月31日(2022.3.31)  
 審査請求日 令和5年3月15日(2023.3.15)  
 (31)優先権主張番号 特願2020-162679(P2020-162679)  
 (32)優先日 令和2年9月28日(2020.9.28)  
 (33)優先権主張国・地域又は機関  
 日本国(JP)

(73)特許権者 306037311  
 富士フイルム株式会社  
 東京都港区西麻布2丁目2番30号  
 (74)代理人 110001519  
 弁理士法人太陽国際特許事務所  
 (72)発明者 王 彩華  
 神奈川県足柄上郡開成町牛島577番地  
 富士フイルム株式会社内  
 審査官 亀澤 智博

最終頁に続く

(54)【発明の名称】 画像処理装置、画像処理装置の作動方法、画像処理装置の作動プログラム

(57)【特許請求の範囲】

【請求項1】

プロセッサと、  
 前記プロセッサに接続または内蔵されたメモリと、を備え、  
 前記プロセッサは、  
 医用画像および医療検査の検査結果を対象とした機械学習モデルの学習に用いる学習データとして、  
 複数の前記医用画像のうちの第1医用画像と第2医用画像から、生成条件にしたがって新規医用画像を生成し、  
 かつ、前記第1医用画像に対応する前記医療検査の第1検査結果、および前記第2医用画像に対応する前記医療検査の第2検査結果に対して前記生成条件に基づく演算を行い、新規検査結果を生成する、  
 画像処理装置。

10

【請求項2】

前記プロセッサは、  
 前記第1医用画像と前記第2医用画像とに非線形位置合わせ処理を行い、  
 前記非線形位置合わせ処理の結果に応じた前記生成条件にて前記第1医用画像と前記第2医用画像を変形することで、第1新規医用画像と第2新規医用画像を生成し、  
 前記生成条件に基づく演算式を用いて、前記第1検査結果と前記第2検査結果から前記第1新規医用画像に対応する第1新規検査結果と前記第2新規医用画像に対応する第2新

20

規検査結果を生成する請求項 1 に記載の画像処理装置。

【請求項 3】

前記プロセッサは、

前記非線形位置合わせ処理における前記第 1 医用画像から前記第 2 医用画像への変形量  $T_{12}$  に変形係数  $C_{12}$  を乗算した補正変形量  $T_{12} \cdot C_{12}$  を前記第 1 医用画像に適用することで、前記第 1 医用画像を前記第 1 新規医用画像とし、かつ、前記変形係数  $C_{12}$  または前記変形係数  $C_{12}$  に類する値を含む第 1 演算式を演算することで、前記第 1 検査結果および前記第 2 検査結果を前記第 1 新規検査結果に換算し、

前記非線形位置合わせ処理における前記第 2 医用画像から前記第 1 医用画像への変形量  $T_{21}$  に変形係数  $C_{21}$  を乗算した補正変形量  $T_{21} \cdot C_{21}$  を前記第 2 医用画像に適用することで、前記第 2 医用画像を前記第 2 新規医用画像とし、かつ、前記変形係数  $C_{21}$  または前記変形係数  $C_{21}$  に類する値を含む第 2 演算式を演算することで、前記第 1 検査結果および前記第 2 検査結果を前記第 2 新規検査結果に換算する請求項 2 に記載の画像処理装置。

10

【請求項 4】

前記医用画像はクラス分けがなされており、

前記プロセッサは、

前記第 1 医用画像と前記第 2 医用画像のクラスが同じ場合と異なる場合とで、前記変形係数  $C_{12}$  および  $C_{21}$  の値と、前記変形係数  $C_{12}$  に類する値および前記変形係数  $C_{21}$  に類する値とのうちの少なくともいずれかを変更する請求項 3 に記載の画像処理装置。

【請求項 5】

前記プロセッサは、

前記第 1 新規医用画像を前記第 1 医用画像と同じクラスとし、

前記第 2 新規医用画像を前記第 2 医用画像と同じクラスとする請求項 4 に記載の画像処理装置。

20

【請求項 6】

前記変形係数  $C_{12}$  および  $C_{21}$  は、正規分布にしたがう乱数である請求項 3 から請求項 5 のいずれか 1 項に記載の画像処理装置。

【請求項 7】

請求項 4 または請求項 5 を引用する請求項 6 に記載の画像処理装置において、

前記第 1 医用画像と前記第 2 医用画像のクラスが異なる場合の正規分布の平均は、前記第 1 医用画像と前記第 2 医用画像のクラスが同じ場合の正規分布の平均よりも小さい画像処理装置。

30

【請求項 8】

前記プロセッサは、

前記機械学習モデルで扱う患者の母集団の前記検査結果の傾向に合わせて、前記新規医用画像および前記新規検査結果を生成する請求項 1 から請求項 7 のいずれか 1 項に記載の画像処理装置。

【請求項 9】

前記プロセッサは、

前記新規医用画像の生成に先立ち、前記第 1 医用画像と前記第 2 医用画像を標準医用画像に合わせる正規化処理を行う請求項 1 から請求項 8 のいずれか 1 項に記載の画像処理装置。

40

【請求項 10】

前記医用画像は、患者の頭部を写した画像であり、

前記機械学習モデルは、前記患者に対する認知症の所見を出力するモデルである請求項 1 から請求項 9 のいずれか 1 項に記載の画像処理装置。

【請求項 11】

医用画像および医療検査の検査結果を対象とした機械学習モデルの学習に用いる学習データとして、

複数の前記医用画像のうちの第 1 医用画像と第 2 医用画像から、生成条件にしたがって

50

新規医用画像を生成すること、および、

前記第1医用画像に対応する前記医療検査の第1検査結果、および前記第2医用画像に対応する前記医療検査の第2検査結果に対して前記生成条件に基づく演算を行い、新規検査結果を生成すること、  
を含む画像処理装置の作動方法。

【請求項12】

医用画像および医療検査の検査結果を対象とした機械学習モデルの学習に用いる学習データとして、

複数の前記医用画像のうちの第1医用画像と第2医用画像から、生成条件にしたがって新規医用画像を生成すること、および、

前記第1医用画像に対応する前記医療検査の第1検査結果、および前記第2医用画像に対応する前記医療検査の第2検査結果に対して前記生成条件に基づく演算を行い、新規検査結果を生成すること、  
を含む処理をコンピュータに実行させる画像処理装置の作動プログラム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本開示の技術は、画像処理装置、画像処理装置の作動方法、画像処理装置の作動プログラムに関する。

【背景技術】

【0002】

医療分野において、最近の人工知能技術の進展に伴い、医用画像を機械学習モデルに入力して、機械学習モデルから疾病の所見を出力させる技術が種々提案されている。

【0003】

上記のような画像を対象とする機械学習モデルは、複数の学習用画像が順次入力されて学習される。学習用画像の数が少ないと、それだけ学習の回数も減るため、出力データの予測精度を高めることが難しくなる。そこで従来は、データオーギュメンテーションと呼ばれるデータ水増し手法を用いて、学習用画像の数を増やすことが行われている。

【0004】

データ水増し手法としては、例えば<C. Shorten, T. M. Khoshgofftar: A survey on Image Data Augmentation, Journal of Big Data, 2019>に記載されているように、1つの画像に対して、平行移動、回転、拡大縮小、反転、切り出し、ノイズ付与といった様々な処理を施して、新たな画像を生成する手法が有名である。ただし、この<C. Shorten, T. M. Khoshgofftar: A survey on Image Data Augmentation, Journal of Big Data, 2019>に記載の手法では、どうしても対象の1つの画像と似た画像しか生成することができず、学習用画像のバリエーションが増えなかった。このため、<Y. Tokozume, Y. Ushiku, T. Harada: Between-class Learning for Image Classification, CVP R, 2018>に記載されているように、2つの異なる画像を混合して新たな画像を生成する手法が提案されている。この場合の新たな画像は、例えば、2つの異なる画像の各画素の画素値を平均した画像である。

【0005】

ところで、医療施設では、血液検査、尿検査、および質問形式の診断テスト等の様々な医療検査が患者に対して実施される。このため、医用画像を対象とした機械学習モデルにおいても、疾病の所見の予測精度を高める目的で、血液検査、尿検査、および診断テスト等の医療検査の検査結果を医用画像に加えて入力することが行われている（例えば特開平07-284090号公報参照）。こうした手法はマルチモーダル学習と呼ばれている。

【発明の概要】

10

20

30

40

50

## 【発明が解決しようとする課題】

## 【0006】

<Y. Tokozume, Y. Ushiku, T. Harada: Between-class Learning for Image Classification, CVPR, 2018>に記載されているような2つの異なる画像を用いたデータ増し手法と、特開平07-284090号公報に記載されているようなマルチモーダル学習とを組み合わせた場合、2つの異なる画像から生成した新たな画像に対応する医療検査の検査結果も新たに生成する必要がある。この際、新たな検査結果と、元の2つの異なる画像に対応する2つの医療検査の検査結果との間に、整合性が保たれていなければならない。

10

## 【0007】

本開示の技術に係る1つの実施形態は、整合性が保たれた新たな医療検査の検査結果を生成することが可能な画像処理装置、画像処理装置の作動方法、画像処理装置の作動プログラムを提供する。

## 【課題を解決するための手段】

## 【0008】

本開示の画像処理装置は、プロセッサと、プロセッサに接続または内蔵されたメモリと、を備え、プロセッサは、医用画像および医療検査の検査結果を対象とした機械学習モデルの学習に用いる学習データとして、複数の医用画像のうちの第1医用画像と第2医用画像から、生成条件にしたがって新規医用画像を生成し、かつ、第1医用画像に対応する医療検査の第1検査結果、および第2医用画像に対応する医療検査の第2検査結果に対して生成条件に基づく演算を行い、新規検査結果を生成する。

20

## 【0009】

プロセッサは、第1医用画像と第2医用画像とに非線形位置合わせ処理を行い、非線形位置合わせ処理の結果に応じた生成条件にて第1医用画像と第2医用画像を変形することで、第1新規医用画像と第2新規医用画像を生成し、生成条件に基づく演算式を用いて、第1検査結果と第2検査結果から第1新規医用画像に対応する第1新規検査結果と第2新規医用画像に対応する第2新規検査結果を生成することが好ましい。

## 【0010】

プロセッサは、非線形位置合わせ処理における第1医用画像から第2医用画像への変形量  $T_{12}$  に変形係数  $\alpha$  を乗算した補正変形量  $T_{12} \cdot \alpha$  を第1医用画像に適用することで、第1医用画像を第1新規医用画像とし、かつ、変形係数  $\alpha$  または変形係数  $\beta$  に類する値を含む第1演算式を演算することで、第1検査結果および第2検査結果を第1新規検査結果に換算し、非線形位置合わせ処理における第2医用画像から第1医用画像への変形量  $T_{21}$  に変形係数  $\beta$  を乗算した補正変形量  $T_{21} \cdot \beta$  を第2医用画像に適用することで、第2医用画像を第2新規医用画像とし、かつ、変形係数  $\beta$  または変形係数  $\alpha$  に類する値を含む第2演算式を演算することで、第1検査結果および第2検査結果を第2新規検査結果に換算することが好ましい。

30

## 【0011】

医用画像はクラス分けがなされており、プロセッサは、第1医用画像と第2医用画像のクラスが同じ場合と異なる場合とで、変形係数  $\alpha$  および  $\beta$  の値と、変形係数  $\alpha$  に類する値および変形係数  $\beta$  に類する値とのうちの少なくともいずれかを変更することが好ましい。

40

## 【0012】

プロセッサは、第1新規医用画像を第1医用画像と同じクラスとし、第2新規医用画像を第2医用画像と同じクラスとすることが好ましい。

## 【0013】

変形係数  $\alpha$  および  $\beta$  は、正規分布にしたがう乱数であることが好ましい。

## 【0014】

第1医用画像と第2医用画像のクラスが異なる場合の正規分布の平均は、第1医用画像と第2医用画像のクラスが同じ場合の正規分布の平均よりも小さいことが好ましい。

50

## 【 0 0 1 5 】

プロセッサは、機械学習モデルで扱う患者の母集団の検査結果の傾向に合わせて、新規医用画像および新規検査結果を生成することが好ましい。

## 【 0 0 1 6 】

プロセッサは、新規医用画像の生成に先立ち、第 1 医用画像と第 2 医用画像を標準医用画像に合わせる正規化処理を行うことが好ましい。

## 【 0 0 1 7 】

医用画像は、患者の頭部を写した画像であり、機械学習モデルは、患者に対する認知症の所見を出力するモデルであることが好ましい。

## 【 0 0 1 8 】

本開示の画像処理装置の作動方法は、医用画像および医療検査の検査結果を対象とした機械学習モデルの学習に用いる学習データとして、複数の医用画像のうちの第 1 医用画像と第 2 医用画像から、生成条件にしたがって新規医用画像を生成すること、および、第 1 医用画像に対応する医療検査の第 1 検査結果、および第 2 医用画像に対応する医療検査の第 2 検査結果に対して生成条件に基づく演算を行い、新規検査結果を生成すること、を含む。

## 【 0 0 1 9 】

本開示の画像処理装置の作動プログラムは、医用画像および医療検査の検査結果を対象とした機械学習モデルの学習に用いる学習データとして、複数の医用画像のうちの第 1 医用画像と第 2 医用画像から、生成条件にしたがって新規医用画像を生成すること、および、第 1 医用画像に対応する医療検査の第 1 検査結果、および第 2 医用画像に対応する医療検査の第 2 検査結果に対して生成条件に基づく演算を行い、新規検査結果を生成すること、を含む処理をコンピュータに実行させる。

## 【 発明の効果 】

## 【 0 0 2 0 】

本開示の技術によれば、整合性が保たれた新たな医療検査の検査結果を生成することが可能な画像処理装置、画像処理装置の作動方法、画像処理装置の作動プログラムを提供することができる。

## 【 図面の簡単な説明 】

## 【 0 0 2 1 】

【 図 1 】 画像処理装置等を示す図である。

【 図 2 】 頭部 M R I 画像と検査結果の関係、および検査結果の内容を示す図である。

【 図 3 】 画像処理装置を構成するコンピュータを示すブロック図である。

【 図 4 】 画像処理装置の C P U の処理部を示すブロック図である。

【 図 5 】 正規化部の処理を示す図である。

【 図 6 】 非線形位置合わせ部の処理を示す図である。

【 図 7 】 非線形位置合わせ部の処理を示す図である。

【 図 8 】 生成部の詳細を示す図である。

【 図 9 】 生成部の処理を示す図であり、( A ) は第 1 正規化画像のクラスが「 A 」の場合、( B ) は第 1 正規化画像のクラスが「 B 」の場合をそれぞれ示す。

【 図 1 0 】 生成部の処理を示す図であり、( A ) は第 2 正規化画像のクラスが「 A 」の場合、( B ) は第 2 正規化画像のクラスが「 B 」の場合をそれぞれ示す。

【 図 1 1 】 認知症所見導出モデルの学習フェーズおよび運用フェーズにおける処理の概要を示す図である。

【 図 1 2 】 画像処理装置の処理手順を示すフローチャートである。

【 図 1 3 】 画像処理装置の処理手順を示すフローチャートである。

【 図 1 4 】 各クラスにおける画像のデータの分布を模式的に表した図である。

【 図 1 5 】 認知症所見情報の別の例を示す図である。

【 図 1 6 】 認知症所見情報のさらに別の例を示す図である。

【 図 1 7 】 認知症所見導出モデルで扱う患者の母集団の検査結果の傾向に合わせて、新規

10

20

30

40

50

医用画像および新規検査結果を生成する第2実施形態の一例を示す図である。

【発明を実施するための形態】

【0022】

[第1実施形態]

一例として図1に示すように、画像処理装置10は、医療情報データベースサーバ11にネットワーク12を介して接続されている。医療情報データベースサーバ11は、複数の医療施設からネットワーク12経由でアップロードされた様々な医療情報を記憶し、管理する。医療情報には、頭部MRI(Magnetic Resonance Imaging)画像13および医療検査の検査結果14が含まれる。ネットワーク12は、例えばインターネットまたは公衆通信網等のWAN(Wide Area Network)である。なお、WANを利用する場合には、情報セキュリティを考慮して、VPN(Virtual Private Network)を構築したり、HTTPS(Hypertext Transfer Protocol Secure)等のセキュリティレベルの高い通信プロトコルを使用することが好ましい。

10

【0023】

画像処理装置10は、医療情報データベースサーバ11から配信される頭部MRI画像群15および検査結果群16を受信する。頭部MRI画像群15は、医療施設から提供を許可された頭部MRI画像13であって、例えば10年前から2年前までに複数の医療施設で撮影された複数の頭部MRI画像13を含む。検査結果群16は、医療施設から提供を許可された検査結果14であって、頭部MRI画像群15の頭部MRI画像13と同じ患者Pの複数の検査結果14を含む。

20

【0024】

頭部MRI画像13は、患者Pの頭部をMRI装置17で撮影することで得られる。頭部MRI画像13は、患者Pの頭部の三次元形状を表すボクセルデータである。図1においては、サジタル断面の頭部MRI画像13Sを示している。なお、頭部MRI画像13は、本開示の技術に係る「医用画像」および「患者の頭部を写した画像」の一例である。

【0025】

頭部MRI画像13にはクラス18が関連付けられており、これにより頭部MRI画像13はクラス分けがなされている。クラス18には、当該頭部MRI画像13の患者Pが2年後に認知症を発症した場合は「A」が登録され、2年後に認知症を発症していない場合は「B」が登録される。クラス18の登録は、患者Pの主治医が行う。

30

【0026】

画像処理装置10は、例えばデスクトップ型のパーソナルコンピュータであり、ディスプレイ19と入力デバイス20とを備える。入力デバイス20は、キーボード、マウス、タッチパネル、マイクロフォン等である。画像処理装置10のオペレータは、入力デバイス20を操作して、医療情報データベースサーバ11に対して頭部MRI画像群15および検査結果群16の配信要求を送信する。医療情報データベースサーバ11は、配信要求された頭部MRI画像群15および検査結果群16を検索して画像処理装置10に配信する。

【0027】

一例として図2に示すように、頭部MRI画像13と検査結果14とは、例えば、患者Pを一意的に識別するための患者ID(Identification Data)22によって互いに関連付けられている。検査結果14は、血液検査の検査結果、髄液検査の検査結果、および認知症テストのスコア等で構成される。血液検査の検査結果は、例えばアポリポ蛋白質測定値、補体蛋白質測定値、およびトランスサイレチン測定値等を含む。髄液検査の検査結果は、例えばアミロイド測定値、およびタウ蛋白質測定値等を含む。認知症テストのスコアは、例えば長谷川式認知症スケール(HDS-R; Revised Hasegawa's Dementia Scale)のスコア、ミニメンタルステート検査(MMSE; Mini-Mental State Examination)のスコア、リバーミード行動記憶検査(RBMT; Rivermead Behavioural

40

50

Memory Test) のスコア、臨床認知症評価尺度 (CDR; Clinical Dementia Rating)、日常生活活動度 (ADL; Activities of Daily Living)、およびアルツハイマー病の評価尺度 (ADAS-Cog; Alzheimer's Disease Assessment Scale - cognitive subscale) 等を含む。

【0028】

一例として図3に示すように、画像処理装置10を構成するコンピュータは、前述のディスプレイ19および入力デバイス20に加えて、ストレージ25、メモリ26、CPU (Central Processing Unit) 27、および通信部28を備えている。これらはバスライン29を介して相互接続されている。なお、CPU27は、本開示の技術に係る「プロセッサ」の一例である。

10

【0029】

ストレージ25は、画像処理装置10を構成するコンピュータに内蔵、またはケーブル、ネットワークを通じて接続されたハードディスクドライブである。もしくはストレージ25は、ハードディスクドライブを複数台連装したディスクアレイである。ストレージ25には、オペレーティングシステム等の制御プログラム、各種アプリケーションプログラム、およびこれらのプログラムに付随する各種データ等が記憶されている。なお、ハードディスクドライブに代えてソリッドステートドライブを用いてもよい。

【0030】

メモリ26は、CPU27が処理を実行するためのワークメモリである。CPU27は、ストレージ25に記憶されたプログラムをメモリ26へロードして、プログラムにしたがった処理を実行する。これによりCPU27は、コンピュータの各部を統括的に制御する。通信部28は、医療情報データベースサーバ11等の外部装置との各種情報の伝送制御を行う。なお、メモリ26は、CPU27に内蔵されていてもよい。

20

【0031】

一例として図4に示すように、画像処理装置10のストレージ25には、作動プログラム30が記憶されている。作動プログラム30は、コンピュータを画像処理装置10として機能させるためのアプリケーションプログラムである。すなわち、作動プログラム30は、本開示の技術に係る「画像処理装置の作動プログラム」の一例である。

【0032】

ストレージ25には、標準頭部MRI画像 (以下、標準画像と略す) 35および学習用データ群36も記憶される。学習用データ群36は、認知症所見導出モデル80 (図11参照) の学習に用いる複数の学習用頭部MRI画像 (以下、学習用画像と略す) 81 (図11参照) と複数の学習用検査結果82 (図11参照) の集合である。学習用データ群36は、正規化頭部MRI画像群 (以下、正規化画像群と略す) 37、新規頭部MRI画像群 (以下、新規画像群と略す) 38、検査結果群16、および新規検査結果群39を含む。正規化画像群37は複数の正規化頭部MRI画像 (以下、正規化画像と略す) 40で構成される。新規画像群38は、複数の第1新規頭部MRI画像 (以下、第1新規画像と略す) 41\_\_1および複数の第2新規頭部MRI画像 (以下、第2新規画像と略す) 41\_\_2で構成される (図11参照)。また、新規検査結果群39は、複数の第1新規検査結果42\_\_1および複数の第2新規検査結果42\_\_2で構成される (図11参照)。第1新規画像41\_\_1および第2新規画像41\_\_2は、本開示の技術に係る「新規医用画像」の一例である。また、第1新規検査結果42\_\_1および第2新規検査結果42\_\_2は、本開示の技術に係る「新規検査結果」の一例である。

30

40

【0033】

作動プログラム30が起動されると、画像処理装置10を構成するコンピュータのCPU27は、メモリ26等と協働して、リードライト (以下、RW (Read Write) と略す) 制御部45、正規化部46、非線形位置合わせ部47、および生成部48として機能する。

【0034】

50

RW制御部45は、ストレージ25への各種データの記憶、およびストレージ25内の各種データの読み出しを制御する。例えばRW制御部45は、標準画像35をストレージ25から読み出し、読み出した標準画像35を正規化部46に出力する。また、RW制御部45は、医療情報データベースサーバ11からの検査結果群16を受け取り、受け取った検査結果群16を、学習用データ群36の一部としてストレージ25に記憶する。また、RW制御部45は、正規化部46からの正規化画像群37を受け取り、受け取った正規化画像群37を、学習用データ群36の一部としてストレージ25に記憶する。

#### 【0035】

RW制御部45は、検査結果群16の複数の検査結果14のうち2つの検査結果14である第1検査結果14\_\_1および第2検査結果14\_\_2をストレージ25から読み出し、読み出した第1検査結果14\_\_1および第2検査結果14\_\_2を生成部48に出力する。また、RW制御部45は、正規化画像群37の複数の正規化画像40のうち2つの正規化画像40\_\_1および第2正規化画像40\_\_2をストレージ25から読み出し、読み出した第1正規化画像40\_\_1および第2正規化画像40\_\_2を非線形位置合わせ部47と生成部48に出力する。第1検査結果14\_\_1および第2検査結果14\_\_2と第1正規化画像40\_\_1および第2正規化画像40\_\_2は、性別、年齢といった属性が同じ2人の患者Pの検査結果14および正規化画像40である。なお、正規化画像40には、元の頭部MRI画像13を踏襲したクラス18が関連付けられている(図9および図10参照)。

#### 【0036】

正規化部46は、頭部MRI画像13を標準画像35に合わせる正規化処理を行い、頭部MRI画像13を正規化画像40とする。正規化部46は、頭部MRI画像群15を構成する複数の頭部MRI画像13の全てに対して正規化処理を行う。これにより、頭部MRI画像群15を構成する複数の頭部MRI画像13に対応する複数の正規化画像40が生成される。正規化部46は、複数の正規化画像40で構成される正規化画像群37をRW制御部45に出力する。

#### 【0037】

標準画像35は、標準的な形状、大きさ、および濃度(画素値)の脳が写った頭部MRI画像である。標準画像35は、例えば、複数の健常者の頭部MRI画像13を平均することで生成した画像、あるいは、コンピュータグラフィックスにより生成した画像である。標準画像35は、本開示の技術に係る「標準医用画像」の一例である。

#### 【0038】

非線形位置合わせ部47は、第1正規化画像40\_\_1と第2正規化画像40\_\_2とに非線形位置合わせ処理を行う。非線形位置合わせ部47は、非線形位置合わせ処理の結果である処理結果50を生成部48に出力する。

#### 【0039】

生成部48は、処理結果50に応じた生成条件にて第1正規化画像40\_\_1と第2正規化画像40\_\_2を変形することで、第1正規化画像40\_\_1から第1新規画像41\_\_1を生成し、第2正規化画像40\_\_2から第2新規画像41\_\_2を生成する。また、生成部48は、第1検査結果14\_\_1から第1新規画像41\_\_1に対応する第1新規検査結果42\_\_1を生成し、第2検査結果14\_\_2から第2新規画像41\_\_2に対応する第2新規検査結果42\_\_2を生成する。生成部48は、第1新規画像41\_\_1、第1新規検査結果42\_\_1、第2新規画像41\_\_2、および第2新規検査結果42\_\_2をRW制御部45に出力する。RW制御部45は、第1新規画像41\_\_1および第2新規画像41\_\_2を、新規画像群38、ひいては学習用データ群36の一部としてストレージ25に記憶する。また、RW制御部45は、第1新規検査結果42\_\_1および第2新規検査結果42\_\_2を、新規検査結果群39、ひいては学習用データ群36の一部としてストレージ25に記憶する。なお、第1新規画像41\_\_1は、本開示の技術に係る「第1新規医用画像」の一例である。また、第2新規画像41\_\_2は、本開示の技術に係る「第2新規医用画像」の一例であ

10

20

30

40

50

る。

【 0 0 4 0 】

一例として図 5 に示すように、正規化部 4 6 は、頭部 M R I 画像 1 3 に対して、正規化処理として形状正規化処理 5 5 および濃度正規化処理 5 6 を行う。形状正規化処理 5 5 は、例えば、頭部 M R I 画像 1 3 および標準画像 3 5 から、位置合わせの基準となるランドマークを抽出し、頭部 M R I 画像 1 3 のランドマークと標準画像 3 5 のランドマークとの相関が最大となるよう、頭部 M R I 画像 1 3 を標準画像 3 5 に合わせて平行移動、回転、および/または拡大縮小する処理である。濃度正規化処理 5 6 は、例えば、頭部 M R I 画像 1 3 の濃度ヒストグラムを、標準画像 3 5 の濃度ヒストグラムに合わせて補正する処理である。

10

【 0 0 4 1 】

一例として図 6 に示すように、非線形位置合わせ部 4 7 は、第 1 正規化画像 4 0 \_\_ 1 (  $I\_1(X, Y, Z)$  ) と表記) を第 2 正規化画像 4 0 \_\_ 2 (  $I\_2(X, Y, Z)$  ) と表記) に非線形位置合わせするに際して、格子状に等間隔で並んだ複数の制御点 6 0 を第 1 正規化画像 4 0 \_\_ 1 に設定する。そして、第 1 正規化画像 4 0 \_\_ 1 と第 2 正規化画像 4 0 \_\_ 2 の局所的な類似度を高める位置に各制御点 6 0 を移動させる。非線形位置合わせ部 4 7 は、B - S p l i n e 曲線等の補間用近似曲線を用いて、各制御点 6 0 の移動量から、第 1 正規化画像 4 0 \_\_ 1 を第 2 正規化画像 4 0 \_\_ 2 に位置合わせする場合の各画素の変形量  $T\_12(X, Y, Z)$  を導出する。非線形位置合わせ部 4 7 は、導出した変形量  $T\_12(X, Y, Z)$  を処理結果 5 0 として出力する。

20

【 0 0 4 2 】

また、一例として図 7 に示すように、非線形位置合わせ部 4 7 は、第 2 正規化画像 4 0 \_\_ 2 を第 1 正規化画像 4 0 \_\_ 1 に非線形位置合わせするに際して、制御点 6 0 と同様の制御点 6 3 を第 2 正規化画像 4 0 \_\_ 2 に設定する。そして、図 6 の場合と同様に各制御点 6 3 を移動させる。非線形位置合わせ部 4 7 は、図 6 の場合と同様に、各制御点 6 3 の移動量から、第 2 正規化画像 4 0 \_\_ 2 を第 1 正規化画像 4 0 \_\_ 1 に位置合わせする場合の各画素の変形量  $T\_21(X, Y, Z)$  を導出する。非線形位置合わせ部 4 7 は、導出した変形量  $T\_21(X, Y, Z)$  を処理結果 5 0 として出力する。なお、以下では ( X 、 Y 、 Z ) を省略する場合がある。

【 0 0 4 3 】

図 6 および図 7 では、アキシャル断面の第 1 正規化画像 4 0 \_\_ 1 および第 2 正規化画像 4 0 \_\_ 2 に、二次元状に制御点 6 0 および 6 3 を設定した状態を示しているが、制御点 6 0 および 6 3 は実際には三次元状に設定される。なお、変形量  $T\_12(X, Y, Z)$  と変形量  $T\_21(X, Y, Z)$  は逆関数の関係にあるので、変形量  $T\_12(X, Y, Z)$  および変形量  $T\_21(X, Y, Z)$  のうちのいずれか一方を上記の制御点 6 0 または 6 3 を用いた方法で導出したうえで、他方は一方の逆関数を求めることで導出してよい。

30

【 0 0 4 4 】

一例として図 8 に示すように、生成部 4 8 は、変形係数生成部 7 0 および演算部 7 1 を有する。変形係数生成部 7 0 は、正規分布群 7 2 に基づいて、変形係数 ( X 、 Y 、 Z ) および ( X 、 Y 、 Z ) を生成する。変形係数生成部 7 0 は、生成した変形係数 ( X 、 Y 、 Z ) および ( X 、 Y 、 Z ) を演算部 7 1 に出力する。なお、変形係数 ( X 、 Y 、 Z ) および ( X 、 Y 、 Z ) は、0 よりも大きく、かつ 1 未満の値 (  $0 < \quad < 1$  ) である。

40

【 0 0 4 5 】

正規分布群 7 2 は、第 1 用正規分布 7 3、第 1 用正規分布 7 4、第 2 用正規分布 7 5、および第 2 用正規分布 7 6 を含む。変形係数生成部 7 0 は、これら第 1 用正規分布 7 3、第 1 用正規分布 7 4、第 2 用正規分布 7 5、および第 2 用正規分布 7 6 のうちのいずれか 1 つの正規分布にしたがう乱数を、変形係数 ( X 、 Y 、 Z ) および ( X 、 Y 、 Z ) として出力する。乱数の発生頻度は、例えば画素毎である。

【 0 0 4 6 】

50

第1用正規分布73と第1用正規分布74は、第1正規化画像40\_\_1と第2正規化画像40\_\_2のクラス18が同じ場合に用いられる。一方、第2用正規分布75と第2用正規分布76は、第1正規化画像40\_\_1と第2正規化画像40\_\_2のクラス18が異なる場合に用いられる。第1用正規分布73と第1用正規分布74は、平均 $\mu = 0.5$ 、標準偏差 $\sigma = 0.2$ である。一方、第2用正規分布75と第2用正規分布76は、平均 $\mu = 0.2$ 、標準偏差 $\sigma = 0.2$ である。つまり、第2用正規分布75と第2用正規分布76の平均 $\mu$ は、第1用正規分布73と第1用正規分布74の平均 $\mu$ よりも小さい。このため、第1正規化画像40\_\_1と第2正規化画像40\_\_2のクラス18が同じ場合と異なる場合とで、変形係数 $(X、Y、Z)$ および $(X、Y、Z)$ の値が変更される。なお、第1用正規分布73と第1用正規分布74は、本開示の技術に係る「第1医用画像と第2医用画像のクラスが同じ場合の正規分布」の一例である。また、第2用正規分布75と第2用正規分布76は、本開示の技術に係る「第1医用画像と第2医用画像のクラスが異なる場合の正規分布」の一例である。

10

【0047】

演算部71は、第1正規化画像40\_\_1から第2正規化画像40\_\_2への変形量 $T_{12}(X、Y、Z)$ に変形係数 $(X、Y、Z)$ を乗算して、補正変形量 $T_{12}(X、Y、Z)$ とする。また、演算部71は、第2正規化画像40\_\_2から第1正規化画像40\_\_1への変形量 $T_{21}(X、Y、Z)$ に変形係数 $(X、Y、Z)$ を乗算して、補正変形量 $T_{21}(X、Y、Z)$ とする。演算部71は、補正変形量 $T_{12}(X、Y、Z)$ を第1正規化画像40\_\_1に適用することで、第1正規化画像40\_\_1を第1新規画像41\_\_1( $I_{1N}(X、Y、Z)$ と表記)とする。また、演算部71は、補正変形量 $T_{21}(X、Y、Z)$ を第2正規化画像40\_\_2に適用することで、第2正規化画像40\_\_2を第2新規画像41\_\_2( $I_{2N}(X、Y、Z)$ と表記)とする。なお、補正変形量 $T_{12}(X、Y、Z)$ および補正変形量 $T_{21}(X、Y、Z)$ は、本開示の技術に係る「生成条件」の一例である。

20

【0048】

演算部71は、第1検査結果14\_\_1( $MTR_{1}$ と表記)と第2検査結果14\_\_2( $MTR_{2}$ と表記)の加重平均であって、係数 $F$ による加重平均である下記の式(1)を演算することで、第1検査結果14\_\_1および第2検査結果14\_\_2を第1新規検査結果42\_\_1( $MTR_{1N}$ と表記)に換算する。係数 $F$ は固定値であり、本開示の技術に係る「変形係数に類する値」の一例である。より詳しくは、係数 $F$ は、第1正規化画像40\_\_1と第2正規化画像40\_\_2のクラス18が同じで第1用正規分布73を用いる場合、例えば第1用正規分布73の平均 $\mu$ と同じ $0.5$ である。一方、係数 $F$ は、第1正規化画像40\_\_1と第2正規化画像40\_\_2のクラス18が異なり第2用正規分布75を用いる場合、例えば第2用正規分布75の平均 $\mu$ と同じ $0.2$ である。なお、式(1)は、本開示の技術に係る「演算式」および「第1演算式」の一例である。

30

$$(1 - F) \times MTR_{1} + F \times MTR_{2} = MTR_{1N} \dots (1)$$

【0049】

例えば $F = 0.5$ で、かつ第1検査結果14\_\_1および第2検査結果14\_\_2がHDS-Rのスコアで $MTR_{1} = 28$ 点、 $MTR_{2} = 22$ 点であった場合、第1新規検査結果42\_\_1( $MTR_{1N}$ )は、式(1)より、 $0.5 \times 28 + 0.5 \times 22 = 25$ となる。

40

【0050】

また、演算部71は、第1検査結果14\_\_1と第2検査結果14\_\_2の加重平均であって、係数 $F$ による加重平均である下記の式(2)を演算することで、第1検査結果14\_\_1および第2検査結果14\_\_2を第2新規検査結果42\_\_2( $MTR_{2N}$ と表記)に換算する。係数 $F$ と同じく係数 $F$ も固定値であり、本開示の技術に係る「変形係数に類する値」の一例である。より詳しくは、係数 $F$ は、第1正規化画像40\_\_1と第2正規化画像40\_\_2のクラス18が同じで第1用正規分布74を用いる場合、例えば第1用正規分布74の平均 $\mu$ と同じ $0.5$ である。一方、係数 $F$ は、第1正規化画像4

50

0\_\_1と第2正規化画像40\_\_2のクラス18が異なり第2用正規分布76を用いる場合、例えば第2用正規分布76の平均 $\mu$ と同じ0.2である。なお、式(2)は、本開示の技術に係る「演算式」および「第2演算式」の一例である。

$$F \times MTR\_1 + (1 - F) \times MTR\_2 = MTR\_2 N \cdots (2)$$

【0051】

例えば  $F = 0.2$  で、かつ第1検査結果14\_\_1および第2検査結果14\_\_2がトランスサイレチン測定値で  $MTR\_1 = 40 \text{ mg/dL}$ 、 $MTR\_2 = 32 \text{ mg/dL}$  であった場合、第2新規検査結果42\_\_2 ( $MTR\_2 N$ ) は、式(2)より、 $0.2 \times 40 + 0.8 \times 32 = 33.6$  となる。

【0052】

一例として図9に示すように、生成部48は、第1新規画像41\_\_1を第1正規化画像40\_\_1と同じクラス18とする。より詳しくは、(A)に示すように第1正規化画像40\_\_1のクラス18が「A」であった場合、第1新規画像41\_\_1のクラス18も「A」とする。また、(B)に示すように第1正規化画像40\_\_1のクラス18が「B」であった場合、第1新規画像41\_\_1のクラス18も「B」とする。

【0053】

同様に、一例として図10に示すように、生成部48は、第2新規画像41\_\_2を第2正規化画像40\_\_2と同じクラス18とする。より詳しくは、(A)に示すように第2正規化画像40\_\_2のクラス18が「A」であった場合、第2新規画像41\_\_2のクラス18も「A」とする。また、(B)に示すように第2正規化画像40\_\_2のクラス18

【0054】

一例として図11に示すように、学習用データ群36において、正規化画像群37を構成する複数の正規化画像40、および新規画像群38を構成する複数の第1新規画像41\_\_1と複数の第2新規画像41\_\_2のうちの1つの画像が、認知症所見導出モデル80の学習用画像81として提供される。また、検査結果群16を構成する複数の検査結果14、および新規検査結果群39を構成する複数の第1新規検査結果42\_\_1と複数の第2新規検査結果42\_\_2のうちの1つの検査結果が、認知症所見導出モデル80の学習用検査結果82として提供される。認知症所見導出モデル80は、正規化画像40および検査結果14を入力データとし、正規化画像40の患者Pの認知症の所見を表す情報である認知症所見情報83を出力データとする機械学習モデルである。認知症所見情報83は、正常(NC; Normal Control)、軽度認知障害(MCI; Mild Cognitive Impairment)、およびアルツハイマー病(AD; Alzheimer's Disease)のうちのいずれかである。

【0055】

認知症所見導出モデル80は、例えば、ニューラルネットワーク、サポートベクターマシン、ブースティングのうちのいずれかの手法によって構築される。認知症所見導出モデル80は、学習フェーズにおいて、学習用画像81および学習用検査結果82と正解認知症所見情報83CAの組である学習データ84を与えられて学習される。学習用画像81および学習用検査結果82が正規化画像40および検査結果14であった場合、正解認知症所見情報83CAは、正規化画像40および検査結果14の患者Pに対して主治医が実際に下した認知症の所見である。学習用画像81および学習用検査結果82が新規画像41および新規検査結果42であった場合、正解認知症所見情報83CAは、依頼を受けた医師が新規画像41および新規検査結果42を参照して実際に下した認知症の所見である。

【0056】

学習フェーズにおいて、認知症所見導出モデル80には、学習用画像81および学習用検査結果82が入力される。認知症所見導出モデル80は、学習用画像81および学習用検査結果82に対して学習用認知症所見情報83Lを出力する。この学習用認知症所見情報83Lおよび正解認知症所見情報83CAに基づいて、認知症所見導出モデル80の損失演算がなされる。そして、損失演算の結果に応じて認知症所見導出モデル80の各種係

10

20

30

40

50

数の更新設定がなされ、更新設定にしたがって認知症所見導出モデル 8 0 が更新される。

【 0 0 5 7 】

学習フェーズにおいては、学習用画像 8 1 および学習用検査結果 8 2 の認知症所見導出モデル 8 0 への入力、認知症所見導出モデル 8 0 からの学習用認知症所見情報 8 3 L の出力、損失演算、更新設定、および認知症所見導出モデル 8 0 の更新の上記一連の処理が、学習データ 8 4 が交換されつつ繰り返し行われる。上記一連の処理の繰り返しは、正解認知症所見情報 8 3 C A に対する学習用認知症所見情報 8 3 L の予測精度が、予め定められた設定レベルまで達した場合に終了される。こうして予測精度が設定レベルまで達した認知症所見導出モデル 8 0 が、学習済みモデルとして運用フェーズで用いられる。

【 0 0 5 8 】

次に、上記構成による作用について、図 1 2 および図 1 3 のフローチャートを参照して説明する。まず、画像処理装置 1 0 において作動プログラム 3 0 が起動されると、図 4 で示したように、画像処理装置 1 0 の CPU 2 7 は、RW制御部 4 5、正規化部 4 6、非線形位置合わせ部 4 7、および生成部 4 8 として機能される。図 8 で示したように、生成部 4 8 には変形係数生成部 7 0 および演算部 7 1 が含まれる。

【 0 0 5 9 】

一例として図 1 2 に示すように、まず、正規化部 4 6 において、医療情報データベースサーバ 1 1 からの頭部 MRI 画像群 1 5 が受け付けられる。また、RW制御部 4 5 において、医療情報データベースサーバ 1 1 からの検査結果群 1 6 が受け付けられる（ステップ ST 1 0 0）。検査結果群 1 6 は、RW制御部 4 5 によってストレージ 2 5 に記憶される（ステップ ST 1 1 0）。

【 0 0 6 0 】

図 5 で示したように、正規化部 4 6 において、頭部 MRI 画像 1 3 を標準画像 3 5 に合わせる正規化処理（形状正規化処理 5 5 および濃度正規化処理 5 6）が行われる（ステップ ST 1 2 0）。これにより頭部 MRI 画像 1 3 が正規化画像 4 0 とされる。正規化画像 4 0 は、正規化部 4 6 から RW制御部 4 5 へ出力され、RW制御部 4 5 によってストレージ 2 5 に記憶される（ステップ ST 1 3 0）。

【 0 0 6 1 】

一例として図 1 3 に示すように、RW制御部 4 5 によって、互いに患者 ID 2 2 で関連付けられた第 1 正規化画像 4 0 \_\_ 1 と第 1 検査結果 1 4 \_\_ 1、および互いに患者 ID 2 2 で関連付けられた第 2 正規化画像 4 0 \_\_ 2 と第 2 検査結果 1 4 \_\_ 2 がストレージ 2 5 から読み出される（ステップ ST 2 0 0）。第 1 正規化画像 4 0 \_\_ 1 および第 2 正規化画像 4 0 \_\_ 2 は、RW制御部 4 5 から非線形位置合わせ部 4 7 および生成部 4 8 へ出力される。また、第 1 検査結果 1 4 \_\_ 1 および第 2 検査結果 1 4 \_\_ 2 は、RW制御部 4 5 から生成部 4 8 へ出力される。

【 0 0 6 2 】

図 6 で示したように、非線形位置合わせ部 4 7 において、第 1 正規化画像 4 0 \_\_ 1 を第 2 正規化画像 4 0 \_\_ 2 に合わせる非線形位置合わせ処理が行われる。また、図 7 で示したように、非線形位置合わせ部 4 7 において、第 2 正規化画像 4 0 \_\_ 2 を第 1 正規化画像 4 0 \_\_ 1 に合わせる非線形位置合わせ処理が行われる（ステップ ST 2 1 0）。これらの非線形位置合わせ処理によって導出された変形量 T \_\_ 1 2 および T \_\_ 2 1 が、処理結果 5 0 として非線形位置合わせ部 4 7 から生成部 4 8 へ出力される。

【 0 0 6 3 】

図 8 で示したように、生成部 4 8 において、変形量 T \_\_ 1 2 に変形係数 を乗算した補正変形量 T \_\_ 1 2 が第 1 正規化画像 4 0 \_\_ 1 に適用され、第 1 正規化画像 4 0 \_\_ 1 から第 1 新規画像 4 1 \_\_ 1 が生成される。また、生成部 4 8 において、変形量 T \_\_ 2 1 に変形係数 を乗算した補正変形量 T \_\_ 2 1 が第 2 正規化画像 4 0 \_\_ 2 に適用され、第 2 正規化画像 4 0 \_\_ 2 から第 2 新規画像 4 1 \_\_ 2 が生成される。さらに、生成部 4 8 において、上記の式 ( 1 )、すなわち第 1 演算式を用いて、第 1 新規画像 4 1 \_\_ 1 に対応する第 1 新規検査結果 4 2 \_\_ 1 が生成される。さらにまた、生成部 4 8 において、上記の式 ( 2 )、

10

20

30

40

50

すなわち第2演算式を用いて、第2新規画像41\_\_2に対応する第2新規検査結果42\_\_2が生成される(ステップST220)。第1新規画像41\_\_1と第1新規検査結果42\_\_1および第2新規画像41\_\_2と第2新規検査結果42\_\_2は、生成部48からRW制御部45に出力され、RW制御部45によってストレージ25に記憶される(ステップST230)。これら一連のステップST200~ST230の処理は、学習用データ群36内のトータルの画像と検査結果の数、すなわち学習用画像81と学習用検査結果82の数が目標数とならないうち(ステップST240でNO)は、第1正規化画像40\_\_1および第1検査結果14\_\_1と第2正規化画像40\_\_2および第2検査結果14\_\_2の組み合わせが変更されつつ繰り返し続けられる。

#### 【0064】

以上説明したように、画像処理装置10のCPU27の生成部48は、正規化画像40および検査結果14を対象とした認知症所見導出モデル80の学習に用いる学習データ84として、複数の正規化画像40のうちの第1正規化画像40\_\_1と第2正規化画像40\_\_2から、生成条件にしたがって第1新規画像41\_\_1と第2新規画像41\_\_2を生成する。かつ、生成部48は、学習データ84として、第1正規化画像40\_\_1に対応する医療検査の第1検査結果14\_\_1、および第2正規化画像40\_\_2に対応する医療検査の第2検査結果14\_\_2に対して生成条件に基づく演算を行い、第1新規検査結果42\_\_1および第2新規検査結果42\_\_2を生成する。したがって、整合性が保たれた新たな医療検査の検査結果を生成することが可能となる。

#### 【0065】

非線形位置合わせ部47は、第1正規化画像40\_\_1と第2正規化画像40\_\_2とに非線形位置合わせ処理を行う。生成部48は、非線形位置合わせ処理の処理結果50に応じた生成条件にて第1正規化画像40\_\_1と第2正規化画像40\_\_2を変形することで、第1新規画像41\_\_1と第2新規画像41\_\_2を生成する。また、生成部48は、生成条件に基づく式(1)および式(2)を用いて、第1検査結果14\_\_1から第1新規画像41\_\_1に対応する第1新規検査結果42\_\_1を生成し、第2検査結果14\_\_2から第2新規画像41\_\_2に対応する第2新規検査結果42\_\_2を生成する。

#### 【0066】

第1新規画像41\_\_1および第2新規画像41\_\_2は、第1正規化画像40\_\_1および第2正規化画像40\_\_2をベースとしている。このため、1つの画像から学習用画像81を生成する<C. Shorten, T. M. Khoshgofftar: A survey on Image Data Augmentation, Journal of Big Data, 2019>に記載の手法と比べて、学習用画像81のバリエーションを増やすことができる。また、第1新規画像41\_\_1および第2新規画像41\_\_2は、第1正規化画像40\_\_1および第2正規化画像40\_\_2の画素値を混合したものではないため、<Y. Tokozume, Y. Ushiku, T. Harada: Between-class Learning for Image Classification, CVPR, 2018>に記載の手法のように解剖構造の形態がぼやけることはない。したがって、解剖構造の形態が保たれた網羅的な学習用画像81を生成することが可能となる。また、より整合性が保たれた第1新規検査結果42\_\_1および第2新規検査結果42\_\_2を生成することができる。

#### 【0067】

生成部48は、非線形位置合わせ処理における第1正規化画像40\_\_1から第2正規化画像40\_\_2への変形量 $T_{12}$ に変形係数 $\alpha$ を乗算した補正変形量 $T_{12} \cdot \alpha$ を第1正規化画像40\_\_1に適用することで、第1正規化画像40\_\_1を第1新規画像41\_\_1とする。また、生成部48は、非線形位置合わせ処理における第2正規化画像40\_\_2から第1正規化画像40\_\_1への変形量 $T_{21}$ に変形係数 $\beta$ を乗算した補正変形量 $T_{21} \cdot \beta$ を第2正規化画像40\_\_2に適用することで、第2正規化画像40\_\_2を第2新規画像41\_\_2とする。このため、変形係数 $\alpha$ および $\beta$ を適当な値に設定することで、所望の第1新規画像41\_\_1および第2新規画像41\_\_2を得ることができる。例えば変形係数

10

20

30

40

50

を 0 に近い値に設定すれば、第 1 正規化画像 4 0 \_\_ 1 に相対的に類似した第 1 新規画像 4 1 \_\_ 1 が得られる。反対に変形係数 を 1 に近い値に設定すれば、第 2 正規化画像 4 0 \_\_ 2 に相対的に類似した第 1 新規画像 4 1 \_\_ 1 が得られる。

【 0 0 6 8 】

生成部 4 8 は、係数  $F$  を含む式 ( 1 ) を演算することで、第 1 検査結果 1 4 \_\_ 1 および第 2 検査結果 1 4 \_\_ 2 を第 1 新規検査結果 4 2 \_\_ 1 に換算する。また、生成部 4 8 は、係数  $F$  を含む式 ( 2 ) を演算することで、第 1 検査結果 1 4 \_\_ 1 および第 2 検査結果 1 4 \_\_ 2 を第 2 新規検査結果 4 2 \_\_ 2 に換算する。このため、係数  $F$  および  $F$  を適当な値に設定することで、所望の第 1 新規検査結果 4 2 \_\_ 1 および第 2 新規検査結果 4 2 \_\_ 2 を得ることができる。例えば係数  $F$  を 0 に近い値に設定すれば、第 1 検査結果 1 4 \_\_ 1 に相対的に類似した第 1 新規検査結果 4 2 \_\_ 1 が得られる。反対に変形係数 を 1 に近い値に設定すれば、第 2 検査結果 1 4 \_\_ 2 に相対的に類似した第 1 新規検査結果 4 2 \_\_ 1 が得られる。

10

【 0 0 6 9 】

頭部 M R I 画像 1 3、ひいては正規化画像 4 0 はクラス分けがなされており、生成部 4 8 は、第 1 正規化画像 4 0 \_\_ 1 と第 2 正規化画像 4 0 \_\_ 2 のクラス 1 8 が同じ場合と異なる場合とで、変形係数 および の値と、係数  $F$  および  $F$  の値とを変更する。このため、第 1 正規化画像 4 0 \_\_ 1 と第 2 正規化画像 4 0 \_\_ 2 のクラス 1 8 が同じ場合と異なる場合のそれぞれの場合に適した第 1 新規画像 4 1 \_\_ 1 および第 1 新規検査結果 4 2 \_\_ 1 と第 2 新規画像 4 1 \_\_ 2 および第 2 新規検査結果 4 2 \_\_ 2 を生成することができる。

20

【 0 0 7 0 】

図 9 および図 1 0 で示したように、生成部 4 8 は、第 1 新規画像 4 1 \_\_ 1 を第 1 正規化画像 4 0 \_\_ 1 と同じクラス 1 8 とし、第 2 新規画像 4 1 \_\_ 2 を第 2 正規化画像 4 0 \_\_ 2 と同じクラス 1 8 とする。このため、第 1 新規画像 4 1 \_\_ 1 および第 2 新規画像 4 1 \_\_ 2 のそれぞれの出自に見合ったクラス 1 8 を関連付けることができる。また、図 1 4 に模式的に示すように、正規化画像 4 0 だけでは埋めきれなかった「 A 」および「 B 」の各クラス 1 8 のデータの空白を、新規画像 4 1 で埋めることができる。かつ、「 A 」および「 B 」の各クラス 1 8 の境界 9 0 付近のデータの空白も、新規画像 4 1 で埋めることができる。

【 0 0 7 1 】

図 8 で示したように、変形係数 および は、各正規分布 7 3 ~ 7 6 のいずれか 1 つにしたがう乱数である。このため、第 1 正規化画像 4 0 \_\_ 1 および第 2 正規化画像 4 0 \_\_ 2 からは予測がつかない第 1 新規画像 4 1 \_\_ 1 および第 2 新規画像 4 1 \_\_ 2 を生成することができ、結果として学習用画像 8 1 のバリエーションを増やすことができる。

30

【 0 0 7 2 】

図 8 で示したように、第 1 正規化画像 4 0 \_\_ 1 と第 2 正規化画像 4 0 \_\_ 2 のクラスが異なる場合の第 2 用正規分布 7 5 および第 2 用正規分布 7 6 の平均  $\mu$  は、第 1 正規化画像 4 0 \_\_ 1 と第 2 正規化画像 4 0 \_\_ 2 のクラスが同じ場合の第 1 用正規分布 7 3 および第 1 用正規分布 7 4 の平均  $\mu$  よりも小さい。このため、第 1 正規化画像 4 0 \_\_ 1 と第 2 正規化画像 4 0 \_\_ 2 のクラスが異なる場合は、第 1 正規化画像 4 0 \_\_ 1 と第 2 正規化画像 4 0 \_\_ 2 のクラスが同じ場合と比べて、第 1 正規化画像 4 0 \_\_ 1 と相対的に類似する第 1 新規画像 4 1 \_\_ 1、および第 2 正規化画像 4 0 \_\_ 2 と相対的に類似する第 2 新規画像 4 1 \_\_ 2 を生成することができる。したがって、第 1 新規画像 4 1 \_\_ 1 を第 1 正規化画像 4 0 \_\_ 1 と同じクラス 1 8 とし、第 2 新規画像 4 1 \_\_ 2 を第 2 正規化画像 4 0 \_\_ 2 と同じクラス 1 8 としても、違和感がない。

40

【 0 0 7 3 】

図 5 で示したように、正規化部 4 6 は、新規画像 4 1 の生成に先立ち、頭部 M R I 画像 1 3 を標準画像 3 5 に合わせる正規化処理を行う。このため、患者 P の個人差、および M R I 装置 1 7 の装置差をほぼ解消したうえで以降の処理を行うことができ、結果として認知症所見情報 8 3 の信頼性を高めることができる。

50

## 【 0 0 7 4 】

認知症は、昨今の高齢化社会の到来とともに社会問題化している。このため、医用画像を頭部MRI画像13とし、医用画像を対象とした機械学習モデルを、認知症所見情報83を出力する認知症所見導出モデル80とする本実施形態は、現状の社会問題にマッチした形態であるといえる。また、認知症の所見には、海馬、海馬傍回、扁桃体等の萎縮の程度といった解剖構造の形態が特に重要な鍵を握るため、解剖構造の形態が保たれた学習用画像81を生成することができる、という効果をより発揮することができる。

## 【 0 0 7 5 】

なお、認知症所見情報83は、図11で例示した内容（正常/軽度認知障害/アルツハイマー病）に限らない。例えば図15に示す認知症所見情報95のように、患者Pの1年後の認知症の進行度合いが早いか遅いかであってもよい。あるいは図16に示す認知症所見情報98のように、アルツハイマー病、レビー小体型認知症、および血管性認知症のいずれであるかといった認知症の種類でもよい。

10

## 【 0 0 7 6 】

第1新規画像41\_\_1と第1新規検査結果42\_\_1、および第2新規画像41\_\_2と第2新規検査結果42\_\_2を両方生成する態様を例示したが、これに限らない。第1新規画像41\_\_1と第1新規検査結果42\_\_1だけを生成する等、第1新規画像41\_\_1と第1新規検査結果42\_\_1、および第2新規画像41\_\_2と第2新規検査結果42\_\_2のうちのいずれか1組だけを生成してもよい。

## 【 0 0 7 7 】

## 〔 第2実施形態 〕

図17に示す第2実施形態では、認知症所見導出モデル80で扱う患者Pの母集団の検査結果14の傾向に合わせて、新規画像41および新規検査結果42を生成する。

20

## 【 0 0 7 8 】

一例として図17に示すように、患者PのMMSEのスコアの日本全国の統計100において、24点以上が400000人、10点以上20点未満が200000人、10点未満が100000人であり、検査結果群16の統計101において、24点以上が100000人、10点以上20点未満が200000人、10点未満が300000人であった場合を考える。この場合、生成部48は、新規検査結果群39の統計102を全国の統計100に合わせるため、MMSEのスコアが24点以上の新規検査結果42を110000人分生成（併せて新規画像41も110000人分生成）し、かつ、MMSEのスコアが10点以上20点未満の新規検査結果42を40000人分生成（併せて新規画像41も40000人分生成）する。これにより、全国の統計100の患者数の比と、新規検査結果群39の統計102の患者数の比とが、24点以上：10点以上20点未満：10点未満＝4：2：1で一致する。なお、全国の統計100は、本開示の技術に係る「母集団の検査結果の傾向」の一例である。

30

## 【 0 0 7 9 】

頭部MRI画像群15の頭部MRI画像13、および検査結果群16の検査結果14が、例えばアメリカ合衆国の患者Pのもので、認知症所見導出モデル80で扱う患者Pが日本人である場合等、頭部MRI画像13および検査結果14の患者Pの属性と、認知症所見導出モデル80で扱う患者Pの属性が異なる場合がある。また、頭部MRI画像13および検査結果14の患者Pの属性と、認知症所見導出モデル80で扱う患者Pの属性が同じでも、検査結果群16の検査結果14の傾向が、認知症所見導出モデル80で扱う患者Pの母集団の検査結果14の傾向と異なる場合もある。こうした場合に、検査結果群16の検査結果14の傾向を是正せずに新規画像41および新規検査結果42を生成し、その結果用意された学習用データ群36を元に認知症所見導出モデル80の学習を行うと、認知症所見導出モデル80が患者Pの母集団の傾向と乖離したものとなり兼ねない。

40

## 【 0 0 8 0 】

そこで、第2実施形態では、認知症所見導出モデル80で扱う患者Pの母集団の検査結果14の傾向に合わせて、新規画像41および新規検査結果42を生成している。このた

50

め、患者 P の母集団の傾向に合致した認知症所見導出モデル 80 を生成することができる。

【0081】

2つの新規画像 41 に非線形位置合わせ処理を行い、その処理結果 50 に基づいて第1新規画像 41\_\_1 および第2新規画像 41\_\_2 を生成してもよい。同様に、正規化画像 40 と新規画像 41 から第1新規画像 41\_\_1 および第2新規画像 41\_\_2 を生成してもよい。

【0082】

クラス 18 は、例示の2年後に認知症を発症したか否かに限らない。例えば認知症所見情報 83 と同じく、正常 / 軽度認知障害 / アルツハイマー病のいずれかをクラス 18 として登録してもよい。

【0083】

変形係数 および は、正規分布にしたがう乱数ではなく、固定値でもよい。また、第1正規化画像 40\_\_1 と第2正規化画像 40\_\_2 のクラスが同じ場合の第1用正規分布 73 および第1用正規分布 74 の平均  $\mu$  は、例示の 0.5 に限らない。例えば 0.4 でもよいし、0.6 でもよい。係数 F および F も、例えば 0.4 でもよいし、0.6 でもよい。第1正規化画像 40\_\_1 と第2正規化画像 40\_\_2 のクラスが異なる場合の第2用正規分布 75 および第2用正規分布 76 の平均  $\mu$  も、同様に例示の 0.2 に限らず、例えば 0.1 でもよいし、0.3 でもよい。係数 F および F も、例えば 0.1 でもよいし、0.3 でもよい。標準偏差 も、例示の 0.2 に限らない。

【0084】

< Y. Tokozume, Y. Ushiku, T. Harada: Between-class Learning for Image Classification, CVPR, 2018 > に記載のデータ増し手法を用いて、新規画像 41 を生成してもよい。例えば2つの異なる正規化画像 40 の各画素の画素値を平均した画像を新規画像 41 として生成する場合、新規検査結果 42 (MTR\_\_N と表記) の演算式は、下記の式 (3) のようになる。

$$0.5 \times MTR\_1 + 0.5 \times MTR\_2 = MTR\_N \cdots (3)$$

【0085】

図 11 で示した認知症所見導出モデル 80 の学習は、画像処理装置 10 において行ってもよいし、画像処理装置 10 以外の装置で行ってもよい。同様に、実際に認知症所見導出モデル 80 に正規化画像 40 および検査結果 14 を入力し、認知症所見導出モデル 80 から認知症所見情報 83 を出力させる運用も、画像処理装置 10 において行ってもよいし、画像処理装置 10 以外の装置で行ってもよい。また、認知症所見導出モデル 80 の学習は、運用後も継続して行ってもよい。

【0086】

医療情報データベースサーバ 11 が各処理部 45 ~ 48 の一部または全ての機能を担ってもよい。例えば医療情報データベースサーバ 11 の CPU に正規化部 46 を構築し、画像処理装置 10 の CPU に非線形位置合わせ部 47 および生成部 48 を構築してもよい。

【0087】

医用画像は、例示の頭部 MRI 画像 13 に限らない。PET (Positron Emission Tomography) 画像、SPECT (Single Photon Emission Computed Tomography) 画像、CT (Computed Tomography) 画像、内視鏡画像、超音波画像等でもよい。

【0088】

被写体は例示の頭部に限らず、胸部、腹部等でもよい。また、疾病も例示の認知症に限らず、心臓病、肺炎、肝機能障害等でもよい。

【0089】

上記各実施形態において、例えば、RW制御部 45、正規化部 46、非線形位置合わせ部 47、生成部 48、変形係数生成部 70、および演算部 71 といった各種の処理を実行する処理部 (Processing Unit) のハードウェア的な構造としては、次に

10

20

30

40

50

示す各種のプロセッサ (Processor) を用いることができる。各種のプロセッサには、上述したように、ソフトウェア (作動プログラム 30) 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 27 に加えて、FPGA (Field Programmable Gate Array) 等の製造後に回路構成を変更可能なプロセッサであるプログラマブルロジックデバイス (Programmable Logic Device: PLD)、ASIC (Application Specific Integrated Circuit) 等の特定の処理を実行させるために専用に設計された回路構成を有するプロセッサである専用電気回路等が含まれる。

#### 【0090】

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

10

#### 【0091】

複数の処理部を1つのプロセッサで構成する例としては、第1に、クライアントおよびサーバ等のコンピュータに代表されるように、1つ以上のCPUとソフトウェアの組み合わせで1つのプロセッサを構成し、このプロセッサが複数の処理部として機能する形態がある。第2に、システムオンチップ (System On Chip: SoC) 等に代表されるように、複数の処理部を含むシステム全体の機能を1つのIC (Integrated Circuit) チップで実現するプロセッサを使用する形態がある。このように、各種の処理部は、ハードウェア的な構造として、上記各種のプロセッサの1つ以上を用いて構成される。

20

#### 【0092】

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

#### 【0093】

本開示の技術は、上述の種々の実施形態および/または種々の変形例を適宜組み合わせることも可能である。また、上記各実施形態に限らず、要旨を逸脱しない限り種々の構成を採用し得ることはもちろんである。さらに、本開示の技術は、プログラムに加えて、プログラムを非一時的に記憶する記憶媒体にもおよび。

30

#### 【0094】

以上に示した記載内容および図示内容は、本開示の技術に係る部分についての詳細な説明であり、本開示の技術の一例に過ぎない。例えば、上記の構成、機能、作用、および効果に関する説明は、本開示の技術に係る部分の構成、機能、作用、および効果の一例に関する説明である。よって、本開示の技術の主旨を逸脱しない範囲内において、以上に示した記載内容および図示内容に対して、不要な部分を削除したり、新たな要素を追加したり、置き換えたりしてもよいことはいうまでもない。また、錯綜を回避し、本開示の技術に係る部分の理解を容易にするために、以上に示した記載内容および図示内容では、本開示の技術の実施を可能にする上で特に説明を要しない技術常識等に関する説明は省略されている。

40

#### 【0095】

本明細書において、「Aおよび/またはB」は、「AおよびBのうちの少なくとも1つ」と同義である。つまり、「Aおよび/またはB」は、Aだけであってもよいし、Bだけであってもよいし、AおよびBの組み合わせであってもよい、という意味である。また、本明細書において、3つ以上の事柄を「および/または」で結び付けて表現する場合も、「Aおよび/またはB」と同様の考え方が適用される。

#### 【0096】

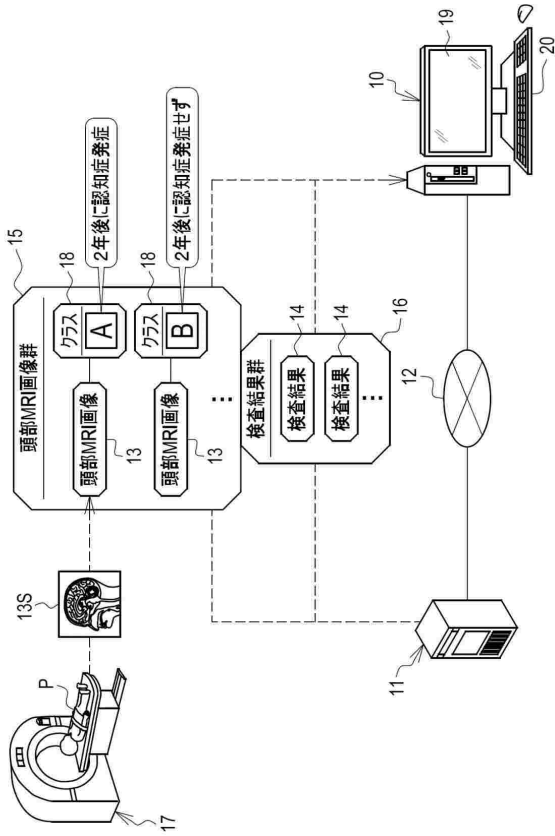
本明細書に記載された全ての文献、特許出願および技術規格は、個々の文献、特許出願および技術規格が参照により取り込まれることが具体的かつ個々に記された場合と同程度

50

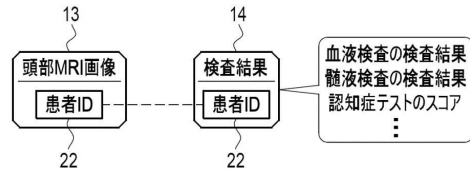
に、本明細書中に参照により取り込まれる。

【図面】

【図 1】



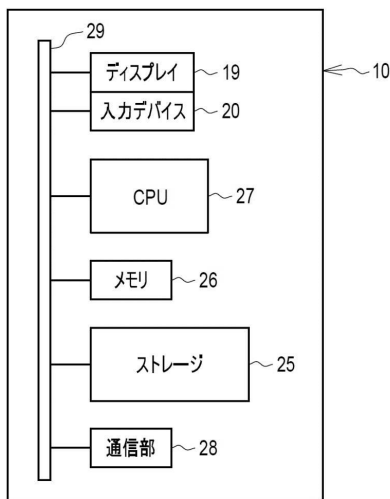
【図 2】



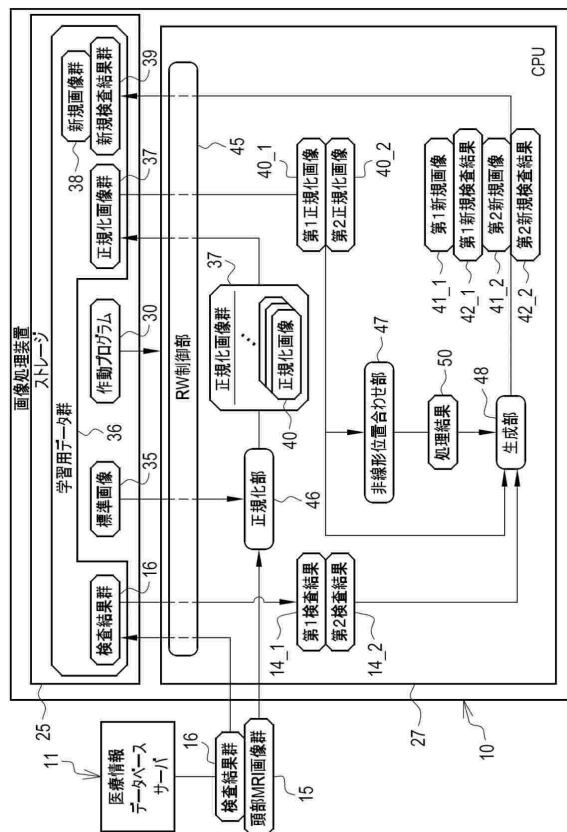
10

20

【図 3】



【図 4】

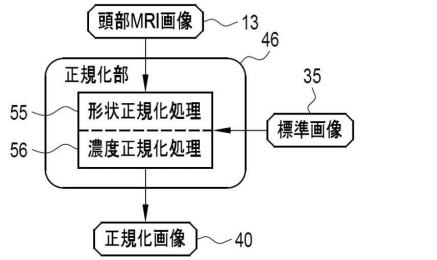


30

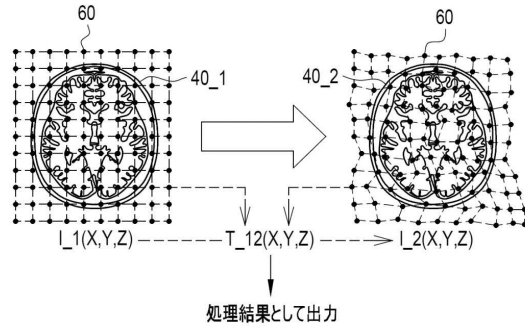
40

50

【 図 5 】

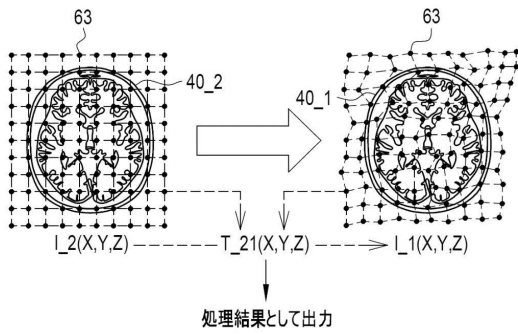


【 図 6 】

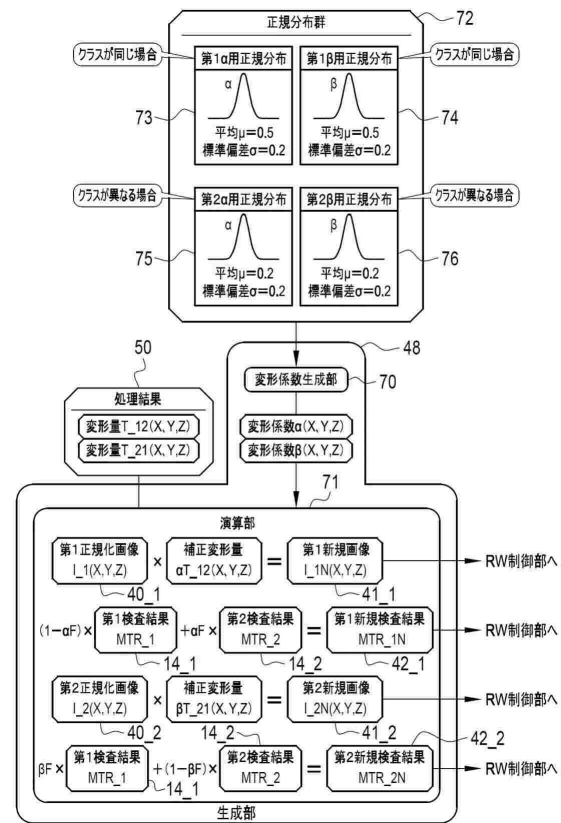


10

【 図 7 】



【 図 8 】



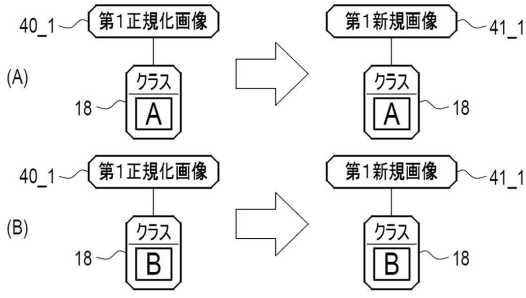
20

30

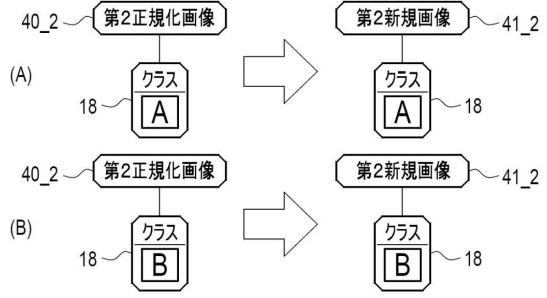
40

50

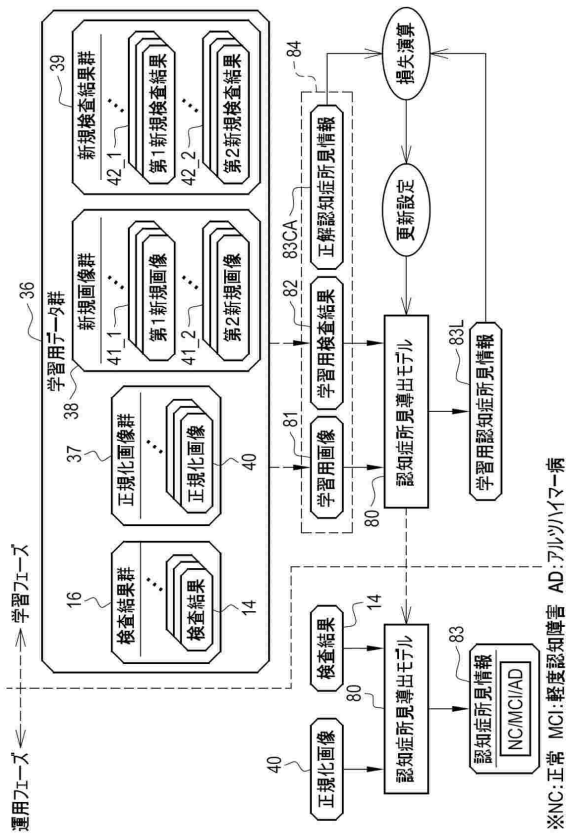
【図 9】



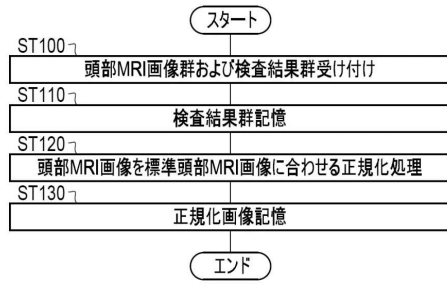
【図 10】



【図 11】



【図 12】



10

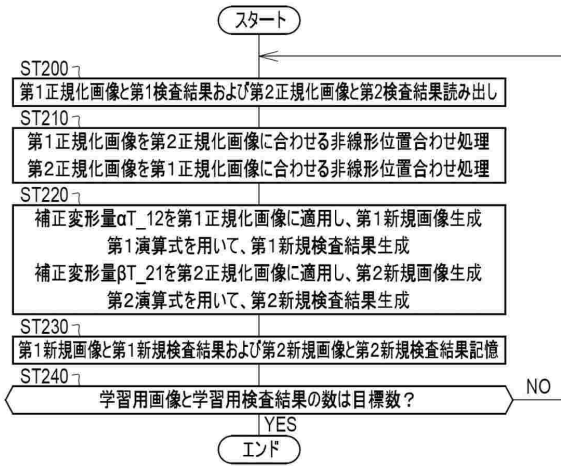
20

30

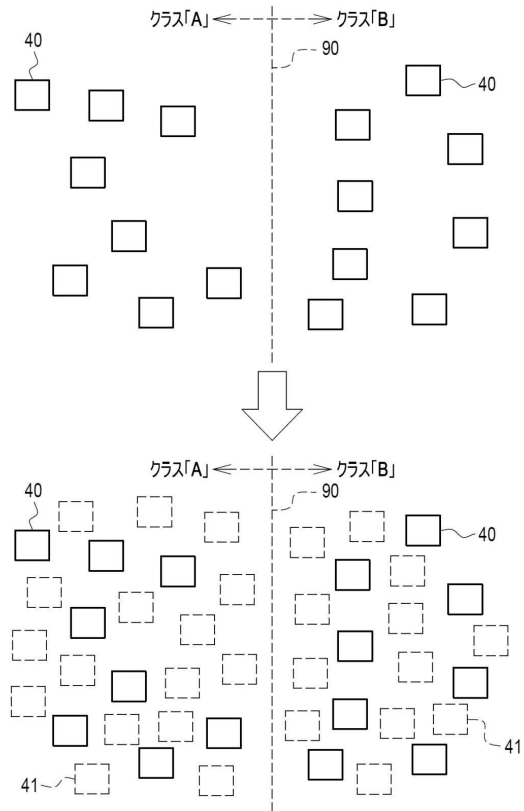
40

50

【 図 1 3 】



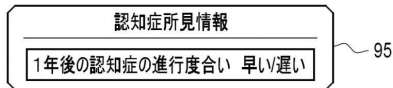
【 図 1 4 】



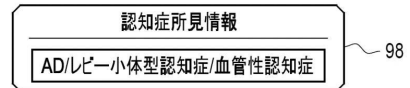
10

20

【 図 1 5 】



【 図 1 6 】

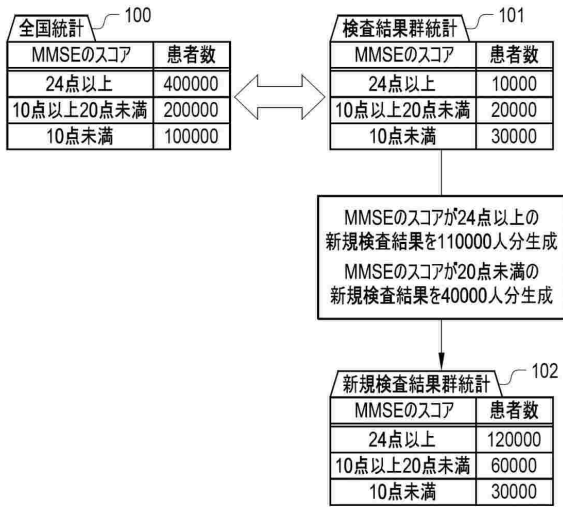


30

40

50

【 図 1 7 】



10

20

30

40

50

---

フロントページの続き

(51)国際特許分類

F I  
G 0 6 V 10/774

(56)参考文献

特開 2 0 1 9 - 1 9 8 3 7 6 ( J P , A )  
特開 2 0 2 0 - 1 4 4 7 0 0 ( J P , A )  
米国特許出願公開第 2 0 2 0 / 0 2 2 6 7 5 2 ( U S , A 1 )  
国際公開第 2 0 2 0 / 0 5 4 8 0 3 ( W O , A 1 )  
国際公開第 2 0 1 9 / 1 7 2 1 8 1 ( W O , A 1 )  
特開 2 0 1 7 - 0 2 9 4 6 1 ( J P , A )  
特開 2 0 0 8 - 0 4 8 8 8 0 ( J P , A )

(58)調査した分野 (Int.Cl., D B 名)

A 6 1 B 5 / 0 5 5  
A 6 1 B 6 / 0 0 - 6 / 5 8  
A 6 1 B 1 0 / 0 0  
G 0 6 T 1 / 0 0 , 7 / 0 0  
G 1 6 H 3 0 / 0 0 - 3 0 / 4 0