

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号
特許第7497145号
(P7497145)

(45)発行日 令和6年6月10日(2024.6.10)

(24)登録日 令和6年5月31日(2024.5.31)

(51)国際特許分類

A 6 1 B

6/00 (2024.01)

G 0 6 T

7/00 (2017.01)

G 0 6 N

20/00 (2019.01)

F I

A 6 1 B

6/00

5 5 0 Z

G 0 6 T

7/00

3 5 0 C

G 0 6 T

7/00

6 1 2

G 0 6 N

20/00

1 3 0

A 6 1 B

6/00

5 6 0

請求項の数 22 (全16頁)

(21)出願番号

特願2019-158927(P2019-158927)

(22)出願日

令和1年8月30日(2019.8.30)

(65)公開番号

特開2021-36969(P2021-36969A)

(43)公開日

令和3年3月11日(2021.3.11)

審査請求日

令和4年8月26日(2022.8.26)

(73)特許権者

000001007

キヤノン株式会社

東京都大田区下丸子3丁目30番2号

(74)代理人

110003281

弁理士法人大塚国際特許事務所

(72)発明者

小林 剛

東京都大田区下丸子3丁目30番2号

キヤノン株式会社内

審査官

蔵田 真彦

最終頁に続く

(54)【発明の名称】 機械学習装置、機械学習方法及びプログラム、情報処理装置、放射線撮影システム

(57)【特許請求の範囲】

【請求項1】

入力画像から領域を抽出する機械学習装置であって、

前記入力画像に対する推論処理により前記領域を出力する推論手段と、

教師データに基づいて前記推論手段の学習を行う学習時に、回転処理を用いることにより前記教師データを構成する前記入力画像の数を増やしてデータ拡張を行う拡張手段と、

を備え、

前記拡張手段は、

前記回転処理における前記入力画像の回転角度に応じて前記入力画像を拡大することにより変換画像を生成し、

前記変換画像に対して切り出し処理を行うことにより切り出し画像を生成し、

前記変換画像に含まれる、前記入力画像に由来する画像情報が欠損した無効な領域が、前記切り出し画像に含まれないように前記データ拡張を行うことを特徴とする機械学習装置。

【請求項2】

前記教師データは、前記入力画像と、前記入力画像に対応し抽出領域を示す正解データとの組により構成されることを特徴とする請求項1に記載の機械学習装置。

【請求項3】

前記拡張手段は、前記教師データに対して、アフィン変換処理と、切り出し処理と、信号量調整処理のうち少なくとも1つ以上の拡張処理により前記データ拡張を行い、

前記拡張手段は、前記入力画像と前記正解データとに対して同じ拡張処理を行うことを特徴とする請求項 2 に記載の機械学習装置。

【請求項 4】

前記拡張手段は、前記教師データを構成する前記入力画像の一部を切り出した切り出し画像の生成により前記データ拡張を行い、

前記切り出し画像に、前記画像情報が欠損した領域が含まれないように、前記切り出し画像を取得する範囲を制限することを特徴とする請求項 3 に記載の機械学習装置。

【請求項 5】

前記拡張手段は、前記入力画像において切り出し可能領域を設定し、前記切り出し画像を取得する範囲を制限することを特徴とする請求項 4 に記載の機械学習装置。

10

【請求項 6】

前記拡張手段は、前記教師データを構成する前記入力画像をアフィン変換した変換画像の一部を切り出した切り出し画像の生成により前記データ拡張を行い、

前記切り出し画像に、前記画像情報が欠損した領域が含まれないように、前記切り出し画像を取得する範囲を制限することを特徴とする請求項 3 に記載の機械学習装置。

【請求項 7】

前記拡張手段は、前記変換画像において切り出し可能領域を設定し、前記切り出し画像を取得する範囲を制限することを特徴とする請求項 6 に記載の機械学習装置。

【請求項 8】

前記拡張手段は、前記アフィン変換における前記入力画像の回転角度に応じて前記切り出し可能領域を設定する請求項 7 に記載の機械学習装置。

20

【請求項 9】

前記拡張手段は、前記アフィン変換における前記入力画像の回転角度に応じて前記入力画像の拡大率を示すパラメータを設定することを特徴とする請求項 6 乃至 8 のいずれか 1 項に記載の機械学習装置。

【請求項 10】

前記拡張手段は、前記アフィン変換により前記入力画像の一部が欠落しないように前記回転角度、及び前記入力画像の拡大率を示すパラメータを設定することを特徴とする請求項 9 に記載の機械学習装置。

【請求項 11】

30

前記拡張手段は、前記信号量調整処理として、前記切り出し画像に対して任意の係数による乗算と任意の係数による加算とを行うことを特徴とする請求項 4 乃至 10 のいずれか 1 項に記載の機械学習装置。

【請求項 12】

前記正解データは、前記入力画像における抽出領域を任意の値でラベリングしたラベリング画像であることを特徴とする請求項 2 乃至 11 のうちいずれか 1 項に記載の機械学習装置。

【請求項 13】

前記正解データは、前記入力画像における抽出領域を座標で示した座標データであることを特徴とする請求項 2 乃至 11 のうちいずれか 1 項に記載の機械学習装置。

40

【請求項 14】

前記正解データは、前記入力画像における抽出領域の境界を直線または曲線で特定したデータであることを特徴とする請求項 2 乃至 11 のうちいずれか 1 項に記載の機械学習装置。

【請求項 15】

前記推論手段は、前記学習に基づいて取得された学習済みパラメータに基づいて、前記推論処理を行うことを特徴とする請求項 1 乃至 14 のいずれか 1 項に記載の機械学習装置。

【請求項 16】

前記機械学習装置は、畳み込みニューラルネットワークを用いた教師あり学習に基づいて前記入力画像から前記領域を抽出することを特徴とする請求項 1 乃至 15 のいずれか 1

50

項に記載の機械学習装置。

【請求項 17】

前記入力画像は、放射線撮影システムを用いて撮影された画像であり、

前記領域は、前記放射線撮影システムにより放射線が照射された照射野領域であることを特徴とする請求項 1 乃至 16 のいずれか 1 項に記載の機械学習装置。

【請求項 18】

前記推論手段は、ユーザーの使用環境において、前記放射線撮影システムを用いて撮影された画像と、前記画像に対応する照射野領域のデータとの組を教師データとして追加された学習の結果と、事前に行われた学習の結果とに基づいて前記推論処理を行うことを特徴とする請求項 17 に記載の機械学習装置。

10

【請求項 19】

入力画像に対する推論処理により領域を出力する推論手段を有し、前記入力画像から領域を抽出する機械学習装置における機械学習方法であって、

教師データに基づいて前記推論手段の学習を行う学習時に、回転処理を用いることにより前記教師データを構成する前記入力画像の数を増やしてデータ拡張を行う拡張工程を有し、

前記拡張工程では、

前記回転処理における前記入力画像の回転角度に応じて前記入力画像を拡大することにより変換画像を生成し、

前記変換画像に対して切り出し処理を行うことにより切り出し画像を生成し、

20

前記変換画像に含まれる、前記入力画像に由来する画像情報が欠損した無効な領域が、前記切り出し画像に含まれないように前記データ拡張を行うことを特徴とする機械学習方法。

【請求項 20】

コンピュータに、請求項 19 に記載の機械学習方法の工程を実行させるプログラム。

【請求項 21】

請求項 1 に記載の機械学習装置を用いて学習することにより得たパラメータを用いて入力画像から領域を抽出する処理を行う推論部を備える情報処理装置。

【請求項 22】

請求項 21 に記載の情報処理装置と、

前記情報処理装置と通信可能に接続された、放射線を検出する放射線検出装置と、を備える放射線撮影システム。

30

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、機械学習装置、機械学習方法及びプログラムに関し、特に、学習時に適切に教師データの拡張を行うことができる機械学習技術、情報処理装置、放射線撮影システムに関するものである。

【背景技術】

【0002】

近年、機械学習を利用して画像上で物体認識を行い、対象物の位置を検出する技術が普及している。特に、畳み込みニューラルネットワーク（以後、「CNN」と呼称する）を用いて教師あり学習を行う構成は、大量の教師データを必要とするものの、その性能の高さから多くの分野への展開を見せている状況にある。

40

【0003】

応用分野の一つとして、医用画像における領域抽出処理が挙げられる。医用の放射線撮影装置においては、診断に必要な関心領域（以後、「照射野領域」と呼称する）以外への放射線の影響を抑えるため、コリメータを用いて照射野絞りを行って、照射野領域以外への放射線照射を防ぐのが一般的である。照射野領域に対して画像処理を施すために、画像中の照射野領域を正確に抽出する技術が重要視されており、例えば特許文献 1 には、機械

50

学習を利用した各種の技術が提案されている。

【 0 0 0 4 】

ここで、機械学習を用いた画像処理は、教師データの質と量とその性能に直結する特徴を持つため、大量の教師データを学習に使用することが望ましい。しかしながら、医用画像など入手性が必ずしも高くないものにおいては、十分な教師データを確保できないことも多い。

【 0 0 0 5 】

そのため、所有している教師データに対し、人工的に変形を加えることで画像のバリエーションを増やすデータ拡張技術が提案されている。例えば、特許文献 2 では、画像を回転することでデータ拡張を行う技術が提案されている。

10

【先行技術文献】

【特許文献】

【 0 0 0 6 】

【文献】特開平 0 4 - 2 6 1 6 4 9 号公報

【文献】特開 2 0 1 7 - 1 8 5 0 0 7 号公報

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【 0 0 0 7 】

しかしながら、特許文献 2 の技術では、画像を複数角度で回転させてデータ拡張を行うものであるが、単純に画像を回転させた場合、回転後の画像には、画像情報（画像信号）が欠損した領域が含まれる場合がある。画像情報が欠損した領域には、ゼロなどの任意の値を代入することが一般的である。

20

【 0 0 0 8 】

上述の医用の放射線撮影装置のケースを考えると、照射野領域以外の領域は、コリメータによって放射線が遮蔽されているため、画像情報が少ないか、ほとんどゼロとなる特徴を持つ。つまり、照射野領域を認識する場合、入力画像に由来する画像情報が少ないこと、そのものが学習すべき特徴の一つであるため、データ拡張によって画像情報を一律にゼロなどの任意の値とするような領域を新たに作ってしまうと、学習を行えなくなり、データ拡張によって逆に精度が低下してしまう場合が生じ得る。

【 0 0 0 9 】

30

本発明は、上記の課題を鑑みてなされたものであり、学習に用いる教師データに対して適切なデータ拡張を行うことで、より精度の高い領域の抽出が可能な機械学習技術の提供を目的とする。

【課題を解決するための手段】

【 0 0 1 0 】

本発明の一態様に係る機械学習装置は、入力画像から領域を抽出する機械学習装置であって、

前記入力画像に対する推論処理により前記領域を出力する推論手段と、

教師データに基づいて前記推論手段の学習を行う学習時に、回転処理を用いることにより前記教師データを構成する前記入力画像の数を増やしてデータ拡張を行う拡張手段と、

40

を備え、

前記拡張手段は、

前記回転処理における前記入力画像の回転角度に応じて前記入力画像を拡大することにより変換画像を生成し、

前記変換画像に対して切り出し処理を行うことにより切り出し画像を生成し、

前記変換画像に含まれる、前記入力画像に由来する画像情報が欠損した無効な領域が、前記切り出し画像に含まれないように前記データ拡張を行うことを特徴とする。

【 0 0 1 1 】

本発明の他の態様に係る機械学習方法は、入力画像に対する推論処理により領域を出力する推論手段を有し、前記入力画像から領域を抽出する機械学習装置における機械学習方

50

法であって、

教師データに基づいて前記推論手段の学習を行う学習時に、回転処理を用いることにより前記教師データを構成する前記入力画像の数を増やしてデータ拡張を行う拡張工程を有し、

前記拡張工程では、

前記回転処理における前記入力画像の回転角度に応じて前記入力画像を拡大することにより変換画像を生成し、

前記変換画像に対して切り出し処理を行うことにより切り出し画像を生成し、

前記変換画像に含まれる、前記入力画像に由来する画像情報が欠損した無効な領域が、前記切り出し画像に含まれないように前記データ拡張を行うことを特徴とする。

10

【発明の効果】

【0012】

本発明によれば、学習に用いる教師データに対して適切なデータ拡張を行うことで、より精度の高い領域の抽出が可能な機械学習技術を提供することができる。

【図面の簡単な説明】

【0013】

【図1】(a)は、実施形態に係る機械学習装置を含んだ放射線撮影システムの基本的な構成の例を示すブロック図、(b)は、学習部の構成の例を示すブロック図。

【図2】(a)は、学習部の処理の流れを示したフローチャート、(b)は、学習部の学習の概念を模式的に示した図。

20

【図3A】データ拡張部の処理の流れを示したフローチャート。

【図3B】データ拡張処理における画像例を模式的に示した図

【図3C】データ拡張処理における画像例を模式的に示した図。

【図4】推論部における推論の概念を示した模式図。

【発明を実施するための形態】

【0014】

以下、添付図面を参照して、本発明の実施形態について説明する。まず、図1を用いて、本発明の実施形態に係る機械学習装置の構成例について説明する。図1(a)は、実施形態に係る機械学習装置を含んだ放射線撮影システムの基本的な構成の例を示すブロック図である。また、図1(b)は、学習部の構成の例を示すブロック図である。

30

【0015】

放射線撮影システム100は、放射線を発生させる放射線発生装置101と、被写体102を配置する寝台103と、放射線を検出し、被写体102を通過した放射線に応じた画像データを出力する放射線検出装置104と、放射線発生装置101の放射線発生タイミングと放射線発生条件を制御する制御装置105と、各種デジタルデータを収集するデータ収集装置106と、ユーザーの指示に従って画像処理や機器全体の制御を行う情報処理装置107とを備える。尚、放射線撮影システム100の構成を放射線撮影装置ということもある。

【0016】

情報処理装置107は、学習部109と推論部110とを含む機械学習装置108と、CPU112と、メモリ113と、操作パネル114と、記憶装置115と、表示装置116と、診断用画像処理装置117を備えており、これらはCPUバス111を介して電氣的に接続されている。

40

【0017】

メモリ113には、CPU112での処理に必要な各種のデータなどが記憶されるとともに、メモリ113はCPU112の作業用ワークメモリを含む。また、CPU112は、メモリ113を用いて、操作パネル114に入力されるユーザーの指示に従い、装置全体の動作制御などを行うように構成されている。

【0018】

本発明の実施形態において放射線とは、一般的に用いられるX線に限らず、放射性崩壊

50

によって放出される粒子（光子を含む）の作るビームである α 線、 β 線、及び γ 線などの他、同程度以上のエネルギーを有するビーム（例えば、粒子線や宇宙線など）も含まれる。

【 0 0 1 9 】

放射線撮影システム 1 0 0 は、操作パネル 1 1 4 を介したユーザーの指示に従って、被写体 1 0 2 の撮影シーケンスを開始する。放射線発生装置 1 0 1 から所定の条件の放射線が発生し、被写体 1 0 2 を通過した放射線が放射線検出装置 1 0 4 に照射される。ここで、制御装置 1 0 5 は、電圧、電流、及び照射時間などの放射線発生条件に基づいて放射線発生装置 1 0 1 を制御し、所定の条件で放射線発生装置 1 0 1 から放射線が発生させる。

【 0 0 2 0 】

放射線検出装置 1 0 4 は、被写体 1 0 2 を通過した放射線を検出し、検出した放射線を電気信号に変換し、放射線に応じた画像データとして出力する。放射線検出装置 1 0 4 から出力された画像データは、データ収集装置 1 0 6 によりデジタルの画像データとして収集される。データ収集装置 1 0 6 は放射線検出装置 1 0 4 から収集した画像データを情報処理装置 1 0 7 に転送する。情報処理装置 1 0 7 において、画像データは C P U 1 1 2 の制御により C P U バス 1 1 1 を介してメモリ 1 1 3 に転送される。

10

【 0 0 2 1 】

放射線撮影システム 1 0 0 において、機械学習装置 1 0 8 は、メモリ 1 1 3 に格納された画像データに対して領域抽出処理を行い、入力画像から領域を抽出する。ここで、入力画像は、放射線撮影システム 1 0 0 を用いて撮影された画像であり、領域は、放射線撮影システム 1 0 0 により放射線が照射された照射野領域である。機械学習装置 1 0 8 は、領域抽出処理として、例えば、放射線撮影された画像中の照射野領域を抽出する照射野認識処理を行うことが可能である。ここで、照射野認識処理は、後述するようにコリメータ領域と照射野領域とを分類する処理である。以下の説明では、機械学習装置 1 0 8 が、領域抽出処理として、照射野認識処理を行う場合の例について説明する。

20

【 0 0 2 2 】

機械学習装置 1 0 8 は、機械学習を利用した領域抽出処理を行うように構成されており、機械学習装置 1 0 8 は学習部 1 0 9 と推論部 1 1 0 とを有する。また、学習部 1 0 9 は、図 1 (b) に示すように、機能構成として、データ拡張部 1 2 0、推論部 1 2 1、パラメータ更新部 1 2 2、終了判定部 1 2 3 を有する。ここで、推論部 1 2 1 は学習途中の推論部であり、学習が終了すると学習終了済の推論部として推論部 1 1 0 が機械学習装置 1 0 8 内に設定される。

30

【 0 0 2 3 】

機械学習装置 1 0 8 の処理としては、例えば、畳み込みニューラルネットワーク (C N N) を用いた教師あり学習に基づいて入力画像から領域を抽出する。機械学習装置 1 0 8 は、領域抽出処理を行うにあたり、予め用意した複数の教師データを用い、学習部 1 0 9 は教師あり学習を行って C N N のパラメータを決定する。領域抽出処理を行う際に、推論部 1 1 0 は、学習部 1 0 9 により決定されたパラメータを有した C N N を適用して領域抽出処理を行い、領域抽出結果をメモリ 1 1 3 に転送する。

【 0 0 2 4 】

領域抽出結果と、画像データは診断用画像処理装置 1 1 7 に転送され、診断用画像処理装置 1 1 7 は、画像データに対して、階調処理や強調処理、ノイズ低減処理などの診断用画像処理を適用し、診断に適した画像作成を行う。その結果は記憶装置 1 1 5 へ保存され、表示装置 1 1 6 へ表示される。

40

【 0 0 2 5 】

次に、図 2 を用いて、機械学習装置 1 0 8 における学習部 1 0 9 の処理について、畳み込みニューラルネットワーク (C N N) を用いた場合を例として説明する。図 2 (a) は、学習部 1 0 9 の処理の流れを示したフローチャートであり、図 2 (b) は、学習部 1 0 9 の学習の概念を模式的に示した図である。

【 0 0 2 6 】

学習は、教師データに基づいて行われる。教師データは、入力画像 2 0 1 と、入力画像

50

201に対応し、抽出領域を示す正解データ205との組により構成される。正解データ205としては、例えば、入力画像における所定領域（抽出領域）を任意の値でラベリングしたラベリング画像を用いることが可能である。また、正解データ205としては、例えば、入力画像における抽出領域を座標で示した座標データを用いることが可能である。あるいは、正解データ205としては、例えば、入力画像における抽出領域の境界を直線または曲線で特定したデータを用いることが可能である。照射野認識処理においては、例えば正解データ205として、入力画像201における照射野領域を1、コリメータ領域を0とした2値のラベリング画像を用いることが可能である。

【0027】

ステップS201において、データ拡張部120は教師データに対してデータ拡張処理を適用する。このデータ拡張処理の詳細については後述する。

10

【0028】

ステップS202において、推論部121は入力画像201に対して、学習途中の畳み込みニューラルネットワーク（CNN）202のパラメータによる推論処理を行い、推論結果204を出力する。推論部121は入力画像に対する推論処理により領域を出力する。ここで、CNN202は、多数の処理ユニット203が任意に接続された構造を有する。処理ユニット203のとしては、例えば、畳み込み演算や、正規化処理、あるいは、ReLUやSigmoid等の活性化関数による処理が含まれ、それぞれの処理内容を記述するためのパラメータ群を有する。これらは例えば、畳み込み演算→正規化→活性化関数等のように順番に処理を行う組が3～数百程度の層状に接続され、さまざまな構造を取ることができる。

20

【0029】

ステップS203において、パラメータ更新部122は、推論結果204と正解データ205から、損失関数を算出する。損失関数は例えば二乗誤差や、交差エントロピー誤差など、任意の関数を用いることができる。

【0030】

ステップS204において、パラメータ更新部122は、ステップS203で算出した損失関数を起点とした誤差逆伝搬を行い、学習途中の畳み込みニューラルネットワーク（CNN）202のパラメータ群を更新する。

【0031】

ステップS205において、終了判定部123は学習の終了判定を行い、学習を継続する場合（S205 - No）、処理をステップS201に戻し、ステップS201～S204の処理が同様に実行される。入力画像201と正解データ205を変えながら処理を繰り返すことで、損失関数が低下するようにCNN202のパラメータ更新が繰り返され、機械学習装置108の精度を高めることができる。十分に学習が進み、終了判定部123が学習終了と判定した場合（S205 - Yes）、処理を終了する。学習終了の判断は、例えば、過学習が起これば推論結果の精度が一定値以上になる、または損失関数が一定値以下になるなど、問題に応じて設定した判断基準に基づいて行うことが可能である。なお、ステップS201～S205の処理は計算コストが高いため、学習部109の構成として、GPUなどの並列演算性能の高い演算ユニットを用いることも可能である。

30

40

【0032】

次に、図3A、図3B及び図3Cを用いて、データ拡張部120の処理について説明する。図3Aは、データ拡張部120の処理の流れを示したフローチャート、図3B及び図3Cは、データ拡張処理における画像例を模式的に示した図である。データ拡張部120は、教師データに基づいて推論部121の学習を行う学習時に教師データを構成する入力画像の数を増やしてデータ拡張を行う。データ拡張部120は、入力画像が有する画像情報が欠損した領域が含まれないようにデータ拡張を行う。

【0033】

データ拡張部120は、教師データに対して、アフィン変換処理と、切り出し処理と、信号量調整処理のうち少なくとも1つ以上の拡張処理によりデータ拡張を行い、データ拡

50

張部 1 2 0 は、入力画像と正解データとに対して同じ拡張処理を行う。データ拡張部 1 2 0 は、ステップ S 3 0 1（アフィン変換処理）、S 3 0 2（切り出し処理）、S 3 0 3（信号量調整処理）を行うことによって教師データを拡張し、これにより機械学習装置 1 0 8 の学習における汎化性能を向上させることが可能になる。

【0034】

ステップ S 3 0 1 において、データ拡張部 1 2 0 は教師データに対してアフィン変換処理を適用し、画像の回転、反転、拡大、縮小等を行う。アフィン変換は、例えば、図 2（b）の入力画像 2 0 1 と正解データ 2 0 5 で同等のものが適用される。以下、正解データ 2 0 5 として、入力画像 2 0 1 と同じサイズのラベリング画像の例を示すが、正解データ 2 0 5 が入力画像 2 0 1 と異なるサイズのラベリング画像であったり、所望領域の境界を示す直線や曲線の式であったりした場合であっても、正解データに対して、入力画像に施されるデータ拡張と同等の意味を持つ拡張処理を行うものとする。

10

【0035】

入力画像の座標系を（ x, y ）、変換画像の座標系を（ X', Y' ）、アフィン変換処理の変換パラメータを a, b, c, d, e, f としたとき、アフィン変換処理は以下の〔数 1〕式で表すことができる。変換パラメータ $a \sim f$ は、教師データごとに任意の値を選択することが可能であるが、変換パラメータの取り得る値の範囲は後述するルールによって制限される。

【0036】

〔数 1〕

20

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X' \\ Y' \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e \\ f \end{pmatrix}$$

【0037】

例えば、入力画像を θ 回転し、 x 軸方向に α 倍、 y 軸方向に β 倍に拡大する場合は、 $a = \alpha \cos \theta, b = -\alpha \sin \theta, c = \beta \sin \theta, d = \beta \cos \theta, e = f = 0$ と設定すればよい。

30

【0038】

ステップ S 3 0 2 において、データ拡張部 1 2 0 は変換画像に対して切り出し処理を行い、切り出し画像を出力する。データ拡張部 1 2 0 は切り出し画像のサイズ（幅及び高さ）を、CNN 2 0 2 の入力・出力サイズに合わせて選択する。

【0039】

いま、図 3 B の B 1 に示すように、被写体 3 0 2、コリメータ領域 3 0 3、照射野領域 3 0 4 を含んだ入力画像 3 0 1 についてデータ拡張を行う場合の例を考える。

【0040】

図 3 B の B 2 は、元の入力画像 3 0 1 に対して、ステップ S 3 0 1 ～ S 3 0 2 の処理を適用した場合の画像の例を模式的に示す図である。ここでは、データ拡張部 1 2 0 は入力画像 3 0 1 をステップ S 3 0 1 の処理に従ってアフィン変換し、変換画像 3 0 6 を生成する。変換画像 3 0 6 を生成した後に、データ拡張部 1 2 0 はステップ S 3 0 2 の処理に従って、変換画像 3 0 6 に対して切り出し処理を行い、切り出し画像 3 0 7 を生成している。

40

【0041】

アフィン変換において回転処理が含まれる場合、変換画像 3 0 6 には入力画像 3 0 1 に由来する画像情報が欠損した無効な領域が含まれた欠損領域 3 0 5 が生成されることとなる。

【0042】

ここで、ステップ S 3 0 1 の拡大率や回転角度、ステップ S 3 0 2 の切り出し位置や切

50

り出し画像のサイズによっては、図 3 B の B 2 のように、切り出し画像 3 0 7 内に、欠損領域 3 0 5 の一部が含まれる場合がある。

【 0 0 4 3 】

コリメータ領域 3 0 3 は、照射野絞りによって放射線が遮蔽された領域であることから、入力画像 3 0 1 の外周を囲うように存在し、照射野領域 3 0 4 との境界で急激に画像情報（画像信号）が小さくなる特徴を有する。

【 0 0 4 4 】

一方、欠損領域 3 0 5 は、変換画像 3 0 6 の外周を囲うように存在し、かつ画像情報が欠落した領域であり、コリメータ領域 3 0 3 に近い特徴を有する。しかしながら、コリメータ領域 3 0 3 には、被写体 3 0 2 および照射野領域 3 0 4 由来の散乱線が含まれているのに対して、欠損領域 3 0 5 にはそのような物理現象の影響が含まれない。このため、欠損領域 3 0 5 はコリメータ領域 3 0 3 と似ているが明らかに異なる特徴を持つこととなる。なお、コリメータ領域 3 0 3 の信号は、複雑な物理現象によってもたらされたものであるため、欠損領域 3 0 5 に人工的に再現することは困難である。

【 0 0 4 5 】

照射野認識処理は、コリメータ領域 3 0 3 と照射野領域 3 0 4 とを分類する処理である。データ拡張によって、学習に用いる切り出し画像 3 0 7 に欠損領域 3 0 5 が含まれると、機械学習装置 1 0 8 が本来学習したい対象であるコリメータ領域 3 0 3 の特徴以外の情報を学習することとなり、データ拡張によって逆に精度が低下してしまう場合が生じ得る。従って、切り出し画像 3 0 7 内に、欠損領域 3 0 5 が含まれることを防ぐため、ステップ S 3 0 1 のアフィン変換における変換パラメータと、ステップ S 3 0 2 の切り出し処理において切り出し画像 3 0 7 を切り出す位置は、図 3 B の B 3 のように、切り出し画像 3 0 7 内に欠損領域 3 0 5 が含まれないように選択される必要がある。

【 0 0 4 6 】

次に、切り出し画像 3 0 7 内に欠損領域 3 0 5 が含まれないための変換パラメータの制限について、図 3 C を用いて説明する。

【 0 0 4 7 】

図 3 C に示すように、ステップ S 3 0 1 のアフィン変換における変換パラメータを $a = \alpha \cos \theta$, $b = -\alpha \sin \theta$, $c = \beta \sin \theta$, $d = \beta \cos \theta$, $e = 0$ とし、入力画像 3 0 1 を x 方向に拡大率 α 倍、y 方向に拡大率 β 倍に拡大し、回転角度として θ 回転する場合の例を考える。入力画像 3 0 1 の画像幅を W_{in} 、高さを H_{in} 、切り出し画像 3 0 7 の画像幅を W_{trim} 、高さを H_{trim} とすると、データ拡張部 1 2 0 の処理によって、画像幅が $(\alpha W_{in} \cos \theta + \beta H_{in} \sin \theta)$ 、画像高さが $(\alpha W_{in} \sin \theta + \beta H_{in} \cos \theta)$ であって、欠損領域 3 0 5 を含んだ変換画像 3 0 6 が生成される。

【 0 0 4 8 】

ステップ S 3 0 2 において、データ拡張部 1 2 0 は切り出し画像 3 0 7 内に欠損領域 3 0 5 が含まれないようにするために、変換画像 3 0 6 内において切り出し可能領域 3 1 7 を設定し、切り出し画像 3 0 7 を取得する範囲を制限する。

【 0 0 4 9 】

データ拡張部 1 2 0 は、教師データを構成する入力画像をアフィン変換した変換画像 3 0 6 の一部を切り出した切り出し画像 3 0 7 の生成によりデータ拡張を行い、切り出し画像 3 0 7 に、画像情報が欠損した領域（欠損領域 3 0 5）が含まれないように、切り出し画像 3 0 7 を取得する範囲を制限する。データ拡張部 1 2 0 は、変換画像 3 0 6 において切り出し可能領域 3 1 7（図 3 C）を設定し、切り出し画像 3 0 7 を取得する範囲を制限する。

【 0 0 5 0 】

データ拡張部 1 2 0 は、アフィン変換における入力画像 3 0 1 の回転角度 θ に応じて切り出し可能領域 3 1 7 を設定することが可能である。また、データ拡張部 1 2 0 は、アフィン変換における入力画像 3 0 1 の回転角度に応じて入力画像 3 0 1 の拡大率を示すパラメータ（拡大率 α 、 β ）を設定することが可能である。ここで、データ拡張部 1 2 0 は、

10

20

30

40

50

アフィン変換により入力画像 3 0 1 の一部が欠落しないように回転角度 θ 、及び入力画像 3 0 1 の拡大率を示すパラメータ（拡大率 α 、 β ）を設定する

切り出し画像 3 0 7 は、頂点 3 0 9、3 1 0、3 1 1、3 1 2、3 1 3、3 1 4、3 1 5、3 1 6 に囲まれた切り出し可能領域 3 1 7 内に含まれるように制限される。画像左上端に座標の原点 3 1 8 を設定したとき、各頂点の座標（ x ， y ）は、以下の式で表される。すなわち、頂点 3 0 9 の座標は [数 2] 式、頂点 3 1 0 の座標は [数 3] 式、頂点 3 1 1 の座標 [数 4] 式、頂点 3 1 2 の座標は [数 5] 式で表される。また、頂点 3 1 3 の座標は [数 6] 式、頂点 3 1 4 の座標は [数 7] 式、頂点 3 1 5 の座標は [数 8] 式、頂点 3 1 6 の座標は [数 9] 式で表される。

【 0 0 5 1 】

10

【 数 2 】

$$(x_{309}, y_{309}) = (H_{trim} \cos \theta \sin \theta, \alpha W_{in} \sin \theta - H_{trim} \sin^2 \theta)$$

【 0 0 5 2 】

【 数 3 】

$$(x_{310}, y_{310}) = (H_{trim} \cos \theta \sin \theta, \alpha W_{in} \sin \theta + H_{trim} \cos^2 \theta)$$

20

【 0 0 5 3 】

【 数 4 】

$$(x_{311}, y_{311}) = (\beta H_{in} \sin \theta - W_{trim} \sin^2 \theta, \alpha W_{in} \sin \theta + \beta H_{in} \cos \theta - W_{trim} \cos \theta \sin \theta)$$

【 0 0 5 4 】

【 数 5 】

$$(x_{312}, y_{312}) = (\beta H_{in} \sin \theta + W_{trim} \cos^2 \theta, \alpha W_{in} \sin \theta + \beta H_{in} \cos \theta - W_{trim} \cos \theta \sin \theta)$$

30

【 0 0 5 5 】

【 数 6 】

$$(x_{313}, y_{313}) = (\beta H_{in} \sin \theta + \alpha W_{in} \cos \theta - H_{trim} \cos \theta \sin \theta, \beta H_{in} \cos \theta + H_{trim} \sin^2 \theta)$$

【 0 0 5 6 】

【 数 7 】

$$(x_{314}, y_{314}) = (\beta H_{in} \sin \theta + \alpha W_{in} \cos \theta - H_{trim} \cos \theta \sin \theta, \beta H_{in} \cos \theta - H_{trim} \cos^2 \theta)$$

40

【 0 0 5 7 】

【 数 8 】

$$(x_{315}, y_{315}) = (\alpha W_{in} \cos \theta + W_{trim} \cos \theta \sin \theta, W_{trim} \cos \theta \sin \theta)$$

【 0 0 5 8 】

【 数 9 】

50

$$(x_{316}, y_{316}) = (\alpha W_{in} \cos \theta - W_{trim} \cos^2 \theta, W_{trim} \cos \theta \sin \theta)$$

【 0 0 5 9 】

ここで、入力画像の画像幅 W_{in} 、入力画像の画像高さ H_{in} と、拡大率 α 、 β と、回転角度 θ と、切り出し画像 307 の画像幅 W_{trim} 、切り出し画像 307 の画像高さ H_{trim} は、頂点 309 ~ 頂点 316 の全てが変換画像 306 内に含まれる範囲で変換パラメータをランダムに設定することが可能である。

【 0 0 6 0 】

なお、変換パラメータの設定において、拡大率 α 、 β を大きくしすぎる場合、または、切り出し画像 307 の画像幅 W_{trim} と切り出し画像 307 の画像高さ H_{trim} を、入力画像の画像幅 W_{in} と入力画像の画像高さ H_{in} に比べて小さくしすぎる場合には、コリメータ領域 303 が切り出し画像 307 内に含まれにくくなってしまい、有効なデータ拡張を行うことができなくなる可能性がある。このため、データ拡張部 120 は、拡大率 α 、 β を、例えば、0.8 ~ 1.2 程度に設定し、切り出し画像 307 の画像幅 W_{trim} および H_{trim} と、 W_{in} および H_{in} の長さの関係を、例えば、1 : 2 程度の比率となるように変換パラメータを設定することが可能である。

【 0 0 6 1 】

また、回転角度 θ が例えば $0^\circ \sim 45^\circ$ であるときを考えると、回転角度 θ が大きいほど、変換画像 306 内の欠損領域 305 は大きくなるため、拡大率 α 、 β を大きく設定した方が切り出し可能な範囲は広がる。このように、回転角度 θ によって発生する欠損領域 305 の大きさに合わせて、変換パラメータの拡大率 α 、 β を連動して変化させるようにしてもよい。

【 0 0 6 2 】

ステップ S303 において、データ拡張部 120 は切り出し画像 307 に対して信号量調整処理を行い、調整画像を出力する。データ拡張部 120 は、信号量調整処理として、切り出し画像 307 に対して任意の係数による乗算と任意の係数による加算とを行う。信号量調整処理において、切り出し画像 307 を I_{trim} 、調整画像を I_{out} 、係数 γ 、 δ を任意の係数とすると、切り出し画像 307 (I_{trim}) と調整画像 (I_{out}) との関係は、以下の [数 10] 式で表すことができる。

【 0 0 6 3 】

【 数 10 】

$$I_{out} = \gamma I_{trim} + \delta$$

【 0 0 6 4 】

ここで、係数 γ としては、例えば 0.1 ~ 1.0 程度の任意の係数を設定し、切り出し画像 I_{trim} に乗算して信号を一律に増減させてもよいし、ガウシアンフィルタなどの 2 次元フィルタを設定し、切り出し画像 I_{trim} に適用することも可能である。係数 δ についても、一律の値を加減算してもよいし、画素ごとに任意のランダムなノイズを加算することも可能である。ノイズを付加する場合は、放射線検出装置 104 の物理特性に従ったノイズを加算することも可能である。

【 0 0 6 5 】

なお、図 3A のフローチャートでは、ステップ S301 ~ S303 と順番に処理していく場合の例を示したが、各ステップはこの順番に処理を行う必要はなく、一部の処理のみを行ってもよいし、処理の順番を任意に並び替えてもよい。また、データ拡張により画像情報が欠損した領域が新たに発生しない範囲であれば、その他の任意のデータ拡張手法を用いてもよい。

【 0 0 6 6 】

例えば、ステップ S 3 0 1 のアフィン変換処理を行わない場合、データ拡張部 1 2 0 は切り出し画像 3 0 7 内に欠損領域 3 0 5 が含まれないようにするために、入力画像内において切り出し可能領域 3 1 7 を設定し、切り出し画像 3 0 7 を取得する範囲を制限することも可能である。

【 0 0 6 7 】

すなわち、データ拡張部 1 2 0 は、教師データを構成する入力画像 3 0 1 の一部を切り出した切り出し画像 3 0 7 の生成によりデータ拡張を行い、切り出し画像 3 0 7 に、画像情報が欠損した領域（欠損領域 3 0 5）が含まれないように、切り出し画像 3 0 7 を取得する範囲を制限する。データ拡張部 1 2 0 は、入力画像 3 0 1 において切り出し可能領域 3 1 7（図 3 C）を設定し、切り出し画像 3 0 7 を取得する範囲を制限する。

10

【 0 0 6 8 】

次に、図 4 を用いて、機械学習装置 1 0 8 における推論部 1 1 0 の処理について、畳み込みニューラルネットワーク（CNN）を用いた場合を例として説明する。図 4 は、推論部 1 1 0 の推論の概念を模式的に示した図である。

【 0 0 6 9 】

推論部 1 1 0 は、学習部 1 0 9 により学習済の推論部であり、学習に基づいて取得された学習済みパラメータに基づいて、推論処理を行うことが可能である。推論部 1 1 0 は、学習部 1 0 9 によって得られた学習済みパラメータ群を持つ学習済みの畳み込みニューラルネットワーク（CNN）4 0 2 を有する。推論部 1 1 0 は、推論部 1 1 0 に入力される入力画像 4 0 1 に対して、学習済み CNN 4 0 2 による推論処理を適用し、推論結果 4 0 3 を出力する。

20

【 0 0 7 0 】

なお、機械学習装置 1 0 8 における学習は、例えばユーザーの使用環境に導入する以前に学習を行い、事前に学習済み CNN 4 0 2 のパラメータ群を得ておくことが望ましいが、ユーザーの使用環境に導入した後に、使用状況に合わせて機械学習装置 1 0 8 を更新できる構成とすることも可能である。その場合は、ユーザーの使用環境において取得した画像と、照射野領域のデータセットの組を教師データとして記憶装置 1 1 5 に保存すればよい。

【 0 0 7 1 】

30

機械学習装置 1 0 8 の学習部 1 0 9 は、記憶装置 1 1 5 に保存されたデータセットの組を新たな教師データとして使用して、追加の学習を行い、学習済み CNN 4 0 2 のパラメータ群を更新することが可能である。そして、追加の学習済の推論部 1 1 0 は、ユーザーの使用環境において、放射線撮影システム 1 0 0 を用いて撮影された画像と、画像に対応する照射野領域のデータとの組を教師データとして追加された学習の結果と、事前に行われた学習の結果とに基づいて推論処理を行うことが可能である。

【 0 0 7 2 】

追加の学習を行うタイミングは、例えば記憶装置 1 1 5 にデータセットが一定数以上蓄積された場合や、照射野認識結果をユーザーによって修正されたデータセットが一定数以上蓄積された場合など、学習部 1 0 9 は追加の学習を実行するタイミングを選択することが可能である。また、追加で学習を行う際の CNN のパラメータ群の初期値としては、追加で学習を行う前に使用していた学習済み CNN 4 0 2 のパラメータ群を設定し、転移学習を行うことも可能である。

40

【 0 0 7 3 】

なお、記憶装置 1 1 5 と機械学習装置 1 0 8 は、情報処理装置 1 0 7 上に搭載する構成に限らず、ネットワークを介して接続されたクラウドサーバー上に記憶装置 1 1 5 と機械学習装置 1 0 8 を設けてもよい。その場合は、複数の放射線撮影システム 1 0 0 によって得られたデータセットをクラウドサーバー上に収集・保存し、機械学習装置 1 0 8 は、クラウドサーバー上に収集・保存されたデータセットを用いて追加の学習を行うことも可能である。

50

【 0 0 7 4 】

以上説明したように本実施形態によれば、学習に用いる教師データに対して適切なデータ拡張を行うことで、より精度の高い領域の抽出が可能な機械学習技術を提供することができる。

【 0 0 7 5 】

以上、本発明の実施形態について説明したが、本発明はこれらの実施形態に限定されないことはいうまでもなく、その要旨の範囲内で種々の変形及び変更が可能である。

【 0 0 7 6 】

(その他の実施形態)

本発明は、上述の実施形態の1以上の機能を実現するプログラムを、ネットワーク又は記憶媒体を介してシステム又は装置に供給し、そのシステム又は装置のコンピュータにおける1つ以上のプロセッサがプログラムを読み出し実行する処理でも実現可能である。また、1以上の機能を実現する回路(例えば、ASIC)によっても実現可能である。

【符号の説明】

【 0 0 7 7 】

1 0 0 : 放射線撮影システム、1 0 1 : 放射線発生装置、1 0 2 : 被写体、
1 0 3 : 寝台、1 0 4 : 放射線検出装置、1 0 5 : 制御装置、
1 0 6 : データ収集装置、1 0 7 : 情報処理装置、1 0 8 : 機械学習装置、
1 0 9 : 学習部、1 1 0 : 推論部、1 1 1 : CPUバス、1 1 2 : CPU、
1 1 3 : メモリ、1 1 4 : 操作パネル、1 1 5 : 記憶装置、
1 1 6 : 表示装置、1 1 7 : 診断用画像処理装置、1 2 0 : データ拡張部、
1 2 1 : 推論部、1 2 2 : パラメータ更新部、1 2 3 : 終了判定部

10

20

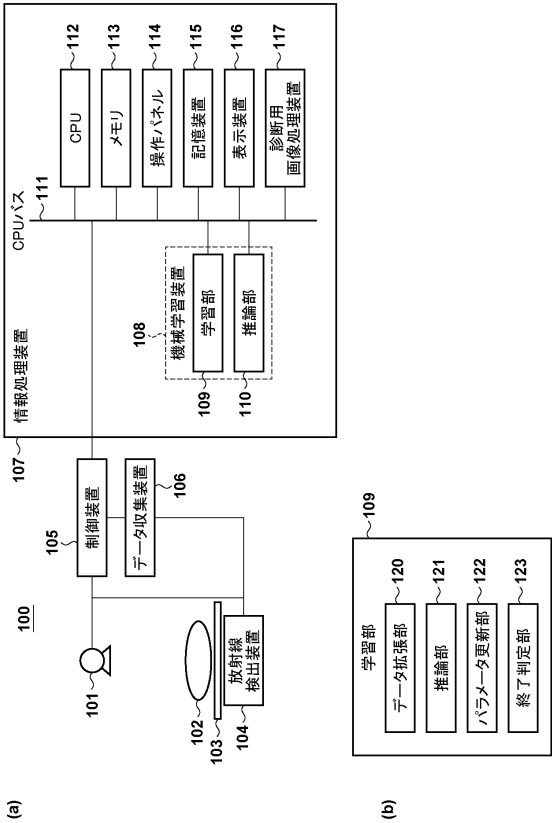
30

40

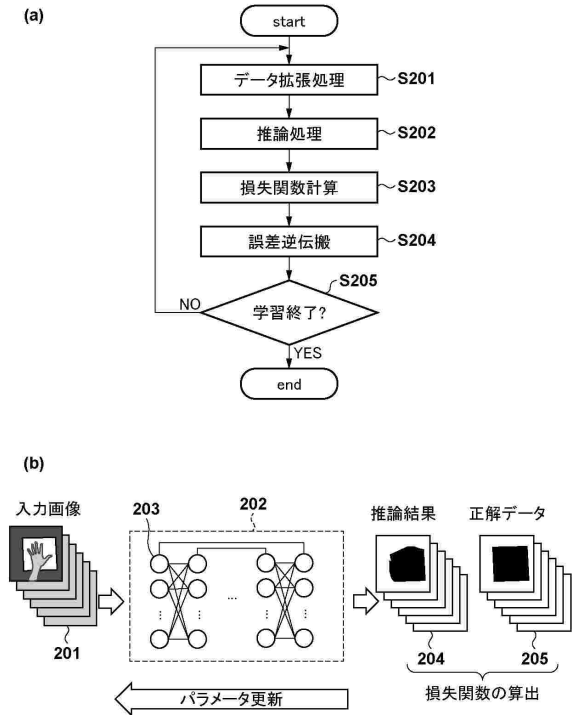
50

【図面】

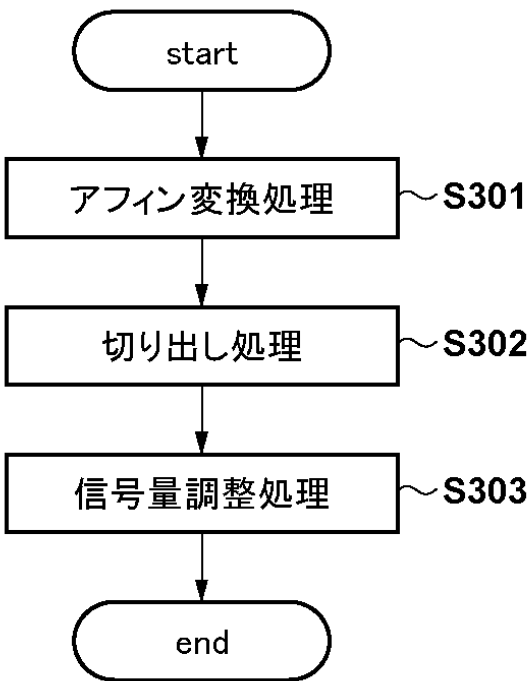
【図 1】



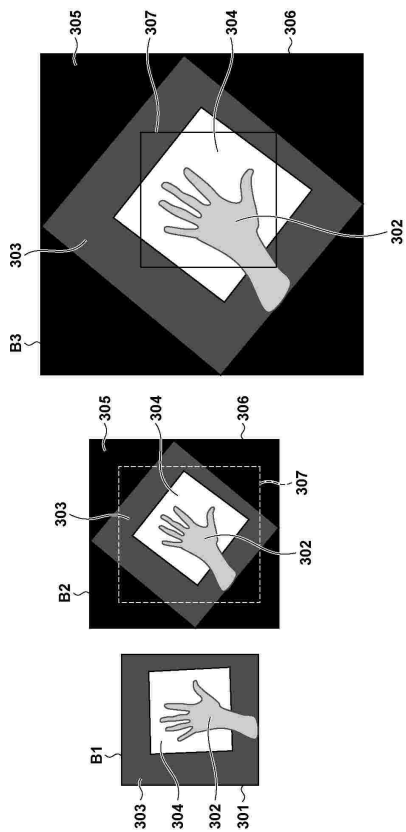
【図 2】



【図 3 A】



【図 3 B】



10

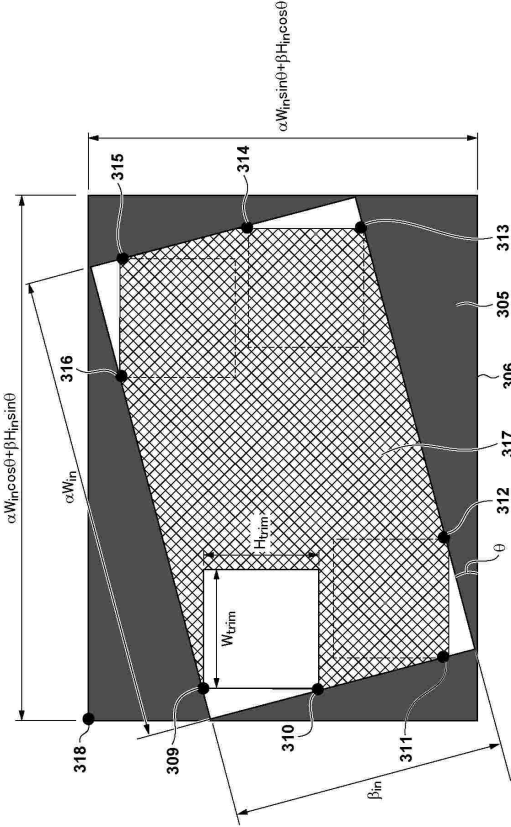
20

30

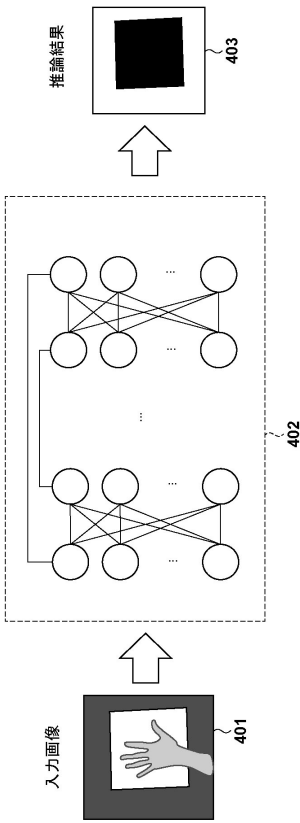
40

50

【図 3 C】



【図 4】



10

20

30

40

50

フロントページの続き

- (56)参考文献 米国特許出願公開第 2 0 1 9 / 0 0 6 5 8 8 4 (U S , A 1)
特開平 0 4 - 2 6 1 6 4 9 (J P , A)
米国特許出願公開第 2 0 1 8 / 0 1 0 7 9 2 8 (U S , A 1)
米国特許出願公開第 2 0 1 8 / 0 1 9 0 3 7 7 (U S , A 1)
DO et al. , Knee Bone Tumor Segmentation from radiographs using Seg-Unet with Dice Loss
, ResearchGate , 2019年02月25日 , [online], [2023年09月27日検索], URL: https://www.researchgate.net/publication/331318041_Knee_Bone_Tumor_Segmentation_from_radiographs_using_Seg-Unet_with_Dice_Loss
Keras ImageDataGenerator with center crop for rotation and translation shift , stack overflow , 2019年05月22日 , [online], [2023年09月27日検索], <https://stackoverflow.com/questions/56254393/keras-imagedatagenerator-with-center-crop-for-rotation-and-translation-shift> , <https://web.archive.org/web/20190523093603/https://stackoverflow.com/questions/56254393/keras-imagedatagenerator-with-center-crop-for-rotation-and-translation-shift>
JANG et al. , Estimating Compressive Strength of Concrete Using Deep Convolutional Neural Networks with Digital Microscope Images , ResearchGate , 2019年05月08日 , [online], [2023年09月27日検索], URL: https://www.researchgate.net/publication/331730377_Estimating_Compressive_Strength_of_Concrete_Using_Deep_Convolutional_Neural_Networks_with_Digital_Microscope_Images
- (58)調査した分野 (Int.Cl. , D B 名)
A 6 1 B 6 / 0 0 - 6 / 5 8
G 0 6 T 1 / 0 0 - 1 9 / 2 0