



## 【特許請求の範囲】

## 【請求項 1】

複数の投影方向のうちのととの投影方向について、暗視野及び／又は位相コントラスト撮像のためのトモグラフィX線撮像装置によって収集された異なる位相ステップでの複数の入力投影画像を受信するための入力インターフェースと、

前記複数の入力投影画像を処理して、前記ととの投影方向についての暗視野投影画像及び／又は位相コントラスト投影画像を含む出力投影画像にするための、トレーニングされた機械学習構成要素と

を備える、トモグラフィ撮像をサポートするための画像処理システム。

## 【請求項 2】

前記異なる位相ステップでの前記入力投影画像が、前記ととの投影方向に関連付けられたそれぞれの異なる投影方向で前記トモグラフィX線撮像装置によって収集される、請求項 1 に記載の画像処理システム。

## 【請求項 3】

基準の複数の前記ととの投影方向で、投影領域中の前記出力投影画像を再構成して、画像領域中の再構成された暗視野及び／又は位相コントラスト像にするための再構成器を備える、請求項 1 又は 2 に記載の画像処理システム。

## 【請求項 4】

前記機械学習構成要素がニューラルネットワーク構造を有する、請求項 1 から 3 のいずれか一項に記載の画像処理システム。

## 【請求項 5】

前記ニューラルネットワーク構造が畳み込みニューラルネットワーク構造を少なくとも部分的に含む、請求項 4 に記載の画像処理システム。

## 【請求項 6】

前記ニューラルネットワーク構造が少なくとも 1 つのレイヤを含み、前記レイヤが少なくとも 1 つの 2 D 畳み込みフィルタに基づいて動作可能である、請求項 4 又は 5 に記載の画像処理システム。

## 【請求項 7】

前記ニューラルネットワーク構造は、各々がそれぞれの 1 つ又は複数の畳み込みフィルタに基づいて動作可能な隠れレイヤのシーケンスを含む、請求項 4 から 6 のいずれか一項に記載の画像処理システム。

## 【請求項 8】

隠れレイヤの前記シーケンスの出力が、コンバイナレイヤによって組み合わせられて前記出力投影画像になる、請求項 7 に記載の画像処理システム。

## 【請求項 9】

位相コントラスト及び／又は暗視野撮像のためのトモグラフィ撮像システムによって、異なる投影方向から収集された、既知の内部構造を有する試供体の投影画像の第 1 のセットを受信することと、

アーティファクトを低減するために、前記既知の内部構造の知識に基づいて投影画像の前記第 1 のセットから再構成可能な像を画像処理することと、

投影画像の第 2 のセットを得るために、画像処理された前記像を前方投影することであって、投影画像の前記第 1 のセットと投影画像の前記第 2 のセットとがトレーニングデータを形成する、画像処理された前記像を前方投影することと

を行う、トレーニングデータ生成システム。

## 【請求項 10】

複数の投影方向のうちのととの投影方向について、暗視野及び／又は位相コントラスト撮像のためのトモグラフィX線撮像装置によって収集された異なる位相ステップでの複数の入力投影画像を受信するステップと、

トレーニングされた機械学習構成要素によって、前記複数の入力投影画像を処理して、前記平均投影方向についての暗視野投影画像及び／又は位相コントラスト投影画像を含む

10

20

30

40

50

出力投影像にするステップと

を有する、トモグラフィ撮像をサポートするためのコンピュータ実装画像処理方法。

【請求項 1 1】

前記異なる位相ステップでの前記入力投影画像が、前記所与の投影方向に関連付けられたそれぞれの異なる投影方向で、前記トモグラフィ X 線撮像装置によって収集される、請求項 1 0 に記載のコンピュータ実装画像処理方法。

【請求項 1 2】

複数の前記所与の投影方向で、投影領域中の前記出力投影像を再構成して、画像領域中の再構成された暗視野及び / 又は位相コントラスト像にするステップを有する、請求項 1 0 又は 1 1 に記載のコンピュータ実装画像処理方法。

10

【請求項 1 3】

位相コントラスト及び / 又は暗視野撮像のためのトモグラフィ撮像システムによって、異なる投影方向から収集された、既知の内部構造を有する試供体の投影画像の第 1 のセットを受信するステップと、

アーティファクトを低減するために、前記既知の内部構造の知識に基づいて投影画像の前記第 1 のセットから再構成可能な像を画像処理するステップと、

投影画像の第 2 のセットを得るために、画像処理された前記像を前方投影するステップであって、投影画像の前記第 1 のセットと投影画像の前記第 2 のセットとがトレーニングデータを形成する、画像処理された前記像を前方投影するステップと

を有する、トレーニングデータを生成するコンピュータ実装方法。

20

【請求項 1 4】

少なくとも 1 つの処理ユニットによって実行されたときに、前記処理ユニットに請求項 1 0 から 1 3 のいずれか一項に記載の方法を実行させる、コンピュータプログラム。

【請求項 1 5】

請求項 1 4 に記載のコンピュータプログラムを記憶したコンピュータ可読媒体。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0 0 0 1】

トモグラフィ撮像をサポートするための画像処理システム、トレーニングデータ生成システム、トモグラフィ撮像をサポートするためのコンピュータ実装方法、トレーニングデータを生成するコンピュータ実装方法、コンピュータプログラム要素、及びコンピュータ可読媒体。

30

【背景技術】

【0 0 0 2】

暗視野 (「DF」) コンピュータトモグラフィ (CT)、略して「DF - CT」は、従来の減衰画像に加えて、2 つの他の画像、すなわち、撮像される対象の屈折率の実数部に関係する位相コントラスト (phase contrast) (「PC」) 画像と、対象内の超小角散乱の強度に関係する暗視野画像とが得られる、撮像モダリティである。

【0 0 0 3】

いくつかの前臨床研究において、暗視野信号は、特に肺についての有益な診断情報を含んでいることが証明された。

40

【0 0 0 4】

いくつかのタイプの DF - CT スキャナは、DF 撮像機能を達成するために X 線ビームの経路中に配置された格子干渉計を含む。

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0 0 0 5】

しかしながら、再構成された DF 像中にアーティファクトが生じることが観測された。本出願人の国際出願第 WO 2 0 1 6 / 2 0 7 4 2 3 A 1 号に記載されているような既存技法は、アーティファクトを低減することに成功したが、いくつかのアーティファクトは依

50

然として残ったままである。

【0006】

したがって、特に、CT - DF 撮像を改善する必要がある。

【課題を解決するための手段】

【0007】

本発明の目的は、さらなる実施形態が従属請求項中に組み込まれた、独立請求項の主題によって解決される。本発明の以下で説明する態様は、トレーニングデータ生成システムと、トモグラフィ撮像をサポートするためのコンピュータ実装方法と、トレーニングデータを生成するコンピュータ実装方法と、コンピュータプログラム要素と、コンピュータ可読媒体とに等しく適用することに留意されたい。

10

【0008】

本発明の第1の態様によれば、

所与の投影方向について / ごとに、暗視野及び / 又は位相コントラスト撮像のためのトモグラフィ X 線撮像装置によって収集された異なる位相ステップでの複数の入力投影画像を受信するための入力インターフェースと、

前記複数の入力投影画像を処理して、前記所与の投影方向についての暗視野投影画像及び / 又は位相コントラスト投影画像を含む出力投影画像にするための、トレーニングされた機械学習構成要素と

を備える、トモグラフィ撮像、特に、DF 又は PC トモグラフィ撮像をサポートするための画像処理システムが提供される。所与の投影方向はトモグラフィ X 線撮像装置の複数の投影方向のうちの一つである。本システムは、異なる投影方向についてのそれぞれの異なる出力投影画像を、トレーニングされた機械学習構成要素によってそのように生成するために、投影方向ごとに進む。

20

【0009】

提案するシステムは、再構成された DF 像及び / 又は PC 像中の画像アーティファクトをさらに低減することを可能にする。アーティファクトは、変動する基準データによって少なくとも部分的に引き起こされるように思われる。基準にされるデータは、特に、基準可視性と基準位相とを含む。基準可視性及び基準位相は干渉計の特性である。基準データは、撮像される対象の断面画像を生成するために再構成アルゴリズムにおいて必要とされる。基準データが変化する様態は、分析的にモデル化することが困難であるように思われる。画像収集中のスキヤナの X 線源の回転だけでなく、温度、湿度など、環境要因も、基準データの観測される変化のうちいくつかを引き起こすように思われる。これらの変化は、再構成された像中のアーティファクトをもたらす。提案する機械学習手法を用いると、それらの変化がより良く抑えられ、それにより、それらのアーティファクトの低減又は消去につながり得る。

30

【0010】

より詳細には、提案する画像プロセッサは、新しい投影画像を得るために、収集された (投影) 生データを前処理するためのプリプロセッサとして働き、新しい投影画像は、次いで、収集された投影生データの代わりに再構成において使用される。前処理において得られた新しい投影画像は、3つのコントラスト機構、すなわち、減衰と、位相コントラストと、超小角散乱とをより良くキャプチャし、それら3つのコントラスト機構を互いにもつれ解除 (disentangle) するように見え、前記もつれ解除は、基準データの変化によって引き起こされる再構成アーティファクトをなくすのを助ける。好ましくは、任意の所与の投影方向について、3つのコントラスト機構の各々について1つの、生成される3つの出力投影画像がある。

40

【0011】

実施形態では、異なる位相ステップでの入力投影画像が、所与の投影方向に関連付けられたそれぞれの異なる投影方向においてトモグラフィ X 線撮像装置によって収集される。

【0012】

機械学習構成要素によって計算される出力投影画像は、教示目的又は分析のためにそれら

50

自体が有用であるが、実施形態では、本システムは、複数のそのような所与の基準投影方向についての投影領域中の出力投影像を再構成して、画像領域中の再構成された暗視野及び/又は位相コントラスト像にするための再構成アルゴリズムを実装する再構成器を備える。

【0013】

実施形態では、機械学習構成要素はニューラルネットワーク構造を有する。

【0014】

実施形態では、ニューラルネットワーク構造は畳み込みニューラルネットワーク構造を少なくとも部分的に含む。

【0015】

実施形態では、ニューラルネットワーク構造は少なくとも1つのレイヤを含み、前記少なくとも1つのレイヤは少なくとも1つの2D畳み込みフィルタに基づいて動作可能である。

【0016】

実施形態では、ニューラルネットワーク構造は、各々がそれぞれの1つ又は複数の畳み込みフィルタに基づいて動作可能な、隠れレイヤのシーケンスを含む。

【0017】

実施形態では、隠れレイヤの前記シーケンスの出力がコンバイナレイヤによって組み合わせられて前記出力投影像になる。

【0018】

別の態様では、システム又は上述の実施形態のいずれか1つと、入力投影データを収集するためのトモグラフィ撮像装置とを備える、画像構成が提供される。

【0019】

別の態様では、トレーニングデータに基づいて、上記で説明した実施形態のいずれか1つにおいて使用される機械学習構成要素をトレーニングするためのトレーニングシステムが提供される。

【0020】

別の態様では、

位相コントラスト及び/又は暗視野撮像のためのトモグラフィ撮像システムによって、異なる投影方向から収集された、既知の内部構造を有する試供体の投影画像の第1のセットを受信することと、

アーティファクトを低減するために、前記既知の内部構造の知識に基づいて投影画像の第1のセットから再構成可能な像を画像処理することと、

投影画像の第2のセットを得るために、画像処理された像を前方投影することと、投影画像の第1のセットと投影画像の第2のセットとがトレーニングデータを形成する、画像処理された像を前方投影することと

を行う、トレーニングデータ生成システムが提供される。

【0021】

別の態様では、

所与の投影方向について、暗視野及び/又は位相コントラスト撮像のためのトモグラフィX線撮像装置によって収集された異なる位相ステップでの複数の入力投影画像を受信するステップと、

トレーニングされた機械学習構成要素によって、前記複数の入力投影画像を処理して、前記平均投影方向についての暗視野投影画像及び/又は位相コントラスト投影画像を含む出力投影像にするステップと

を有する、トモグラフィ撮像、特に、DF又はPCトモグラフィ撮像をサポートするためのコンピュータ実装画像処理方法が提供される。

【0022】

実施形態では、異なる位相ステップでの入力投影画像が、所与の投影方向に関連付けられたそれぞれの異なる投影方向においてトモグラフィX線撮像装置によって収集される。

10

20

30

40

50

## 【 0 0 2 3 】

実施形態では、本方法は、複数のそのような所与の投影方向についての投影領域中の出力投影像を再構成して、画像領域中の再構成された暗視野及び/又は位相コントラスト像にするステップを有する。

## 【 0 0 2 4 】

別の態様では、位相コントラスト及び/又は暗視野トモグラフィ撮像についてのトレーニングデータに基づいて前記機械学習構成要素をトレーニングするためのコンピュータ実装トレーニング方法が提供される。

## 【 0 0 2 5 】

別の態様では、

位相コントラスト及び/又は暗視野撮像のためのトモグラフィ撮像システムによって、異なる投影方向から収集された、既知の内部構造を有する試供体の投影画像の第1のセットを受信するステップと、

アーティファクトを低減するために、前記既知の内部構造の知識に基づいて投影画像の第1のセットから再構成可能な像を画像処理するステップと、

投影画像の第2のセットを得るために、画像処理された像を前方投影するステップであって、投影画像の第1のセットと投影画像の第2のセットとがトレーニングデータを形成する、画像処理された像を前方投影するステップと

を有する、トレーニングデータを生成するコンピュータ実装方法が提供される。

## 【 0 0 2 6 】

別の態様では、少なくとも1つの処理ユニットによって実行されたときに、その処理ユニットに上述の実施形態のいずれか1つに記載の方法を実行させる、コンピュータプログラムが提供される。

## 【 0 0 2 7 】

また別の態様では、コンピュータプログラムをその上に記憶したコンピュータ可読媒体が提供される。

## 【 0 0 2 8 】

定義

「ユーザ」は、撮像装置を動作させる又は撮像手順を監督する、医療従事者などの人を指す。言い換えれば、ユーザは、通常、患者ではない。

## 【 0 0 2 9 】

「対象」は、本明細書では、人間の患者若しくは動物、又はそれらの解剖学的部位など、生きている「対象」を含めるために一般的な意味で使用されるだけでなく、セキュリティ検査における手荷物又は非破損試験における製品などの無生物をも含む。しかしながら、提案するシステムについては、本明細書では主に医療分野に関して説明し、したがって、「対象」を、「患者」、及び患者の特定の解剖学又は解剖学のグループである関心領域ROIと呼ぶことにする。

## 【 0 0 3 0 】

「位相回復 ( phase retrieval ) ( アルゴリズム ) 」とは、測定された生データ ( すなわち強度 ) からの暗視野信号と組み合わせて位相信号を計算する信号モデルに基づくなどの任意のアルゴリズムを意味する。小角散乱に起因する位相シフトと暗視野信号との間の相互作用のために、位相回復アルゴリズムにおいては、通常、暗視野信号と位相信号の両方が一緒に計算される。「位相回復」は確立された名称であるが、本明細書では「暗視野信号回復」と呼ぶこともある。位相回復動作は、格子、構造化マスク、コード化開口プレート、水晶など、撮像ファシリテータ構造、又は、より多い制約をそのように課するために異なる測定値を実現するために撮像X線ビームと相互作用する周期的若しくは非周期的下部構造をもつ、他の少なくとも部分的に放射線を遮断する構造によって容易になる。このことは、さもなければ位相回復に内在するあいまいさ又は不適切性を解決するのに助ける。

## 【 0 0 3 1 】

10

20

30

40

50

一般に、「機械学習構成要素」は、タスクを実行するように構成された機械学習（「ML」）アルゴリズムを実装するコンピュータ化された構成である。MLアルゴリズムにおいて、タスクパフォーマンスはトレーニング経験とともに明らかに改善する。トレーニング経験は、構成をより多くの（新しい、好適に変化に富んだ）トレーニングデータにさらすことを含む。タスクのパフォーマンスは、システムにテストデータを供給したときに客観テストによって測定される。タスクのパフォーマンスは、所与のテストデータについて達成されるべき一定のエラーレートを単位として定義される。例えば、T. M. Mitchell、「Machine Learning」、2 ページ、セクション 1.1、McGraw-Hill、1997 年を参照されたい。

【0032】

「2D」、「3D」などは、それぞれ 2 次元及び 3 次元の略記である。

【0033】

次に、別段に記載されていない限り、一定の縮尺でない以下の図面を参照しながら、本発明の例示的な実施形態について説明する。

【図面の簡単な説明】

【0034】

【図 1】位相コントラスト及び / 又は暗視野撮像のために構成されたトモグラフィ X 線システムを示す図である。

【図 2 A】暗視野及び / 又は位相コントラスト撮像のために構成されたトモグラフィ X 線撮像システムによって得られた投影画像を示す図である。

【図 2 B】異なる投影方向と、対応する投影画像とをもつ走査経路についての概略側面図を示す図である。

【図 3】人工ニューラルネットワークモデルのアーキテクチャを示す図である。

【図 4】トモグラフィ暗視野及び / 又は位相コントラスト撮像をサポートするための方法のフローチャートを示す図である。

【図 5 A】機械学習モデルをトレーニングするためのトレーニングデータを生成するためのシステムを示す図である。

【図 5 B】トレーニングデータに基づいて機械学習モデルをトレーニングするためのトレーニングシステムを示す図である。

【図 6 A】機械学習モデルをトレーニングするためのトレーニングデータを生成するための方法を示す図である。

【図 6 B】機械学習モデルをトレーニングするための方法のフローチャートを示す図である。

【発明を実施するための形態】

【0035】

図 1 を参照すると、実施形態において本明細書で想定される撮像構成 I A が示されている。

【0036】

撮像構成 I A は、人間の患者又は動物など、対象 P A T の投影生データを収集するように構成された X 線撮像装置 X I を含む。

【0037】

撮像装置 X I によって収集された投影生データは、対象 P A T の断面像を生成するためにコンピュータ化画像処理システム I P S によって処理される。より詳細には、画像処理システムは、再構成器 R E C O N と、（本明細書で「プリプロセッサ」と呼ぶ）投影画像プリプロセッサ P P とを含む。収集された投影生データは、前処理された投影像を生成するためにプリプロセッサ P P によって前処理される。再構成器 R E C O N は、以下でより完全に探究するように、前処理された投影像を処理して断面像にする。

【0038】

断面像は、通信インターフェース C I に通されて、データベースシステムなど、メモリ D B に記憶され、及び / 又はビジュアライザ（図示せず）によってディスプレイデバイス

10

20

30

40

50

DD上に可視化されるか、又は別段に処理される。

【0039】

本明細書で想定する撮像装置XI(「イメージャ」)は、特に、X線ベースのトモグラフィタイプの撮像装置である。回転撮像とも呼ばれるこのタイプの撮像では、患者PATをX線ビームに暴露することによって患者PATのROIの又は患者全体の投影生データが収集される。投影生データは、次いで、以下でより完全に説明するように前処理され、次いで、再構成器RECONによって再構成されて、軸方向断面図、すなわち、前記断面画像又は「スライス」になる。軸方向断面画像は、達成されるべき臨床上の目標又は目的に合致する臨床医による検査及び診断を可能にするために、ROIの内部構造についての情報をあらわにする。本明細書で特に想定するのは、モバイルの、又は手術室に固定式

10

【0040】

イメージャXIはX線源XSとX線感受性検出器Dとを含む。検出器は複数のX線感受性(検出器)ピクセルを含む。イメージャXIは、エネルギー積分撮像、又は(エネルギー識別撮像とも呼ばれる)スペクトル撮像のために構成される。したがって、検出器Dは、エネルギー積分タイプの検出器であるか、又は光子計数検出器など、エネルギー識別タイプの検出器であり得る。

20

【0041】

画像収集中に、患者PATはソースXSと検出器Dとの間の検査領域ER中に常駐する。実施形態では、ソースX線は撮像軸の周りの回転面内の撮像軌道又は走査経路中を移動する。らせん走査経路も想定される。回転は、固定式ガントリーFGと回転ガントリーMGとを含むイメージャXIを有することによって達成される。回転ガントリーMGは固定式ガントリーFGによって回転可能に支持される。回転ガントリーMGは、検査領域ER及びその中の対象PATの少なくとも一部分の周り、撮像軸の周り、とを回転する。X線管など、放射源XSは、回転ガントリーMGによって支持され、回転ガントリーMGとともに検査領域ERの周りを回転する。撮像軸はROIを通る。好ましくは、患者の縦軸が撮像軸と整合させられるが、他の構成及びジオメトリも想定される。例えば、いくつかの実施形態では、患者は立っており、X線源が患者の(ここでは直立の)縦軸の周りを回転する。

30

【0042】

回転中に、ソースXSがX線ビームを発生し、ROIを照射する。回転中に、異なる投影方向 $p_i$ から検出器Dにおいて投影生データが収集される。X線ビームは、異なる方向に沿って患者PAT、特にROIを通る。X線ビームは関心領域中の物質と相互作用する。相互作用によりビームが変更される。変更された放射は、患者の遠端において出現し、次いでX線感受性検出器D上に入射する。検出器中の回路が、入射する変更された放射を電気信号に変換する。電気信号は、次いで、増幅されるか、又は別段に調整され、次いで(デジタル)投影生データを取得するためにデジタル化される。投影生データは、次いでプリプロセッサPPによって前処理され、次いで再構成器RECONによって再構成されて、軸方向断面DF又はPC像になる。

40

【0043】

再構成器RECONは、FBP(フィルタ補正逆投影)、フーリエ領域ベースの再構成アルゴリズム、代数的(ART)再構成アルゴリズム、又は反復型再構成アルゴリズムなど、再構成アルゴリズムを実行するコンピュータ実装モジュールである。再構成アルゴリ

50

ズムは、使用される撮像ジオメトリに適応させられる。実施形態では、コーンビーム再構成アルゴリズムが使用される。実施形態では、再構成アルゴリズムはらせん走査経路のために適応させられる。再構成アルゴリズムは、以下でより詳細に探究するように、DF-CT及び/又はPCI-CT撮像のために適応させられる。

#### 【0044】

再構成器RECONモジュールはハードウェア又はソフトウェア又は両方において構成され得る。再構成器RECONは、検出器Dの投影領域中で収集された投影生データを画像領域中の軸方向断面像に変換する。画像領域は、撮像中に患者がそこに常駐する、検査領域中の空間の部分を含む。対照的に、投影領域はX線検出器DのX線放射感受性表面内又はレイヤ中に位置する。画像領域において、再構成された像は、軌道の回転面に対して平行で、撮像軸に対して直角な断平面内で画定される。3D画像ボリューム、すなわち、ROIの3D画像表現と一緒に形成する、異なる断平面内の異なる軸位像が収集され得る。3Dボリュームは、らせん走査経路中など、撮像中に患者PATが載せられた支持テーブルTBを前進させることによって収集される。代替又は追加として、それは並進させられる固定式ガントリーFGである。撮像軸に沿ったソースXSに対する患者PATの相対並進運動と、撮像軸の周りのソースXSの回転とにより、あるピッチにおけるらせん走査経路が生じる。ピッチは固定されるか、又はユーザ調整可能である。非らせん走査では、走査経路は、通常、少なくとも180°(+ファン角)の弧、又は実質的に180°(+ファン角)に等しい弧に対する。

10

#### 【0045】

走査において収集される投影生データは、図2Aに示されているように、いくつかの異なる投影生画像又は「フレーム」を含む。特に、図2Bに概略的に示されているように、走査経路上のソースXSの各位置 $p_i$ は、その位置、したがって投影方向 $p_i$ に関連付けられた、関連付けられた投影フレーム $i$ に対応する。

20

#### 【0046】

一般に、X線放射が材料と相互作用すると、X線放射は減衰と屈折の両方を受ける。屈折により位相変化が生じる。一方、減衰は、光電吸収に由来する減衰と、散乱に由来する減衰とに分解され得る。散乱寄与は、さらには、コンプトン散乱とレイリー散乱とに分解され得る。暗視野撮像の現在の目的のためには、小角散乱が重要であり、ここで「小角」とは、散乱光子が、散乱させられることなしに到達したであろう検出器ピクセルと同じ検出器ピクセルに依然として到達するほど、散乱角が小さいことを意味する。

30

#### 【0047】

したがって、元の投影生データは、減衰、屈折、及び小角散乱の上述のコントラスト機構の寄与の組合せを記録する。前処理は、投影生データ中に記録されている組み合わせられた寄与から、本明細書において最も重要な2つのコントラスト機構である、位相コントラストの寄与と暗視野の寄与とを分離するように構成される。

#### 【0048】

提案するシステムIPSでは、再構成において使用されるのは、測定された生データ自体ではなく、代わりに、測定された生データから投影画像プリプロセッサPPによって生成された、好適に前処理された投影像'である。撮像手順に関するより多くの詳細を与えた後に、プリプロセッサPPの動作について以下でさらにより詳細に説明する。

40

#### 【0049】

ここで最初に、上述の撮像ファシリテータ構造IFSをより詳細に見ると、これは、再構成器RECONによる位相/DF回復を容易にするためにX線ビーム中に構成される。より詳細には、撮像ファシリテータ構造IFSは、後続の再構成器RECONがPC及び/又はDF画像を作成することができるように、屈折及び小角散乱が、検出された生データに影響を及ぼすことを保証する。一般に、撮像ファシリテータ構造IFSは、強度測定値を分解して位相及び/又は暗視野情報にすることが可能であるように、所与の投影方向 $p_i$ について複数の測定値を収集することを可能にする。それらの複数の測定値を収集するプロセスは「位相ステップング」と呼ばれることがある。この場合も、本明細書では、

50

位相ステップングは、位相コントラスト撮像（だけ）でなく、追加で又は代わりに、DF撮像を促進するための動作であるという理解とともに、本明細書ではこの用語を歴史的な理由で保持するものとする。

#### 【0050】

すべての実施形態とは限らないが、いくつかの実施形態では、撮像ファシリテータ構造IFSは格子の構成である。特に、いくつかのそのような実施形態では、撮像ファシリテータ構造IFSは、図1に示されているように、1つ、2つ、又は3つの格子構造の形態の干渉計として構成される。位相ステップング動作において複数の測定値が収集される。図1は、3つの格子G0～G2をもつ干渉計の1つの構成を示し、G0、G2はアブソーバ格子であり、G1は位相格子である。格子G0は随意であり、ソースXSが十分なコヒーレンシの放射を自然に与える場合、必要とされないことがある。格子G1は、（ソースXSに対して）患者の前方（図示せず）又は（図示のように）後方に配置される。使用される放射の平均波長に基づいて、検出器Dにおいて回折干渉縞が記録可能であるように、格子間距離と、格子のソースXSからの距離とが調整される。干渉縞により、特に、求められるDF情報とPC情報とが符号化される。

10

#### 【0051】

位相ステップング動作はアクティブ又はパッシブ又は両方であり得る。アクティブの実施形態は、例えば、X線ビームを越えて格子のうちの一つを走査することによって、又はソースXSの焦点スポット位置を変更することによってなど、各投影方向 $p_i$ についての位相ステップングを誘起するように動作可能な、イメージャXIの制御回路及びハードウェアなどの機構を含む。パッシブ位相ステップングの実施形態は、ソースXS自体のCT走査回転と、その回転によって引き起こされる振動によって誘起される格子の動きとを組み合わせる。パッシブ位相ステップングは追加の制御回路及び/又はハードウェアを必要としない。

20

#### 【0052】

図2Bは、特に、回転イメージャXIのための本明細書で想定するパッシブ位相ステップングの一例である。本明細書で瞬時現在方向と呼ぶことがある任意の所与の投影方向 $p_i$ について、基準方向 $p_i$ についての位相ステップンググループを形成するために、他の投影方向、例えば、 $p_{i-2}$ 、 $p_{i-1}$ において収集された前の投影生データ $i-2$ 、 $i-1$ が、現在の基準方向 $p_i$ の投影生データ $i$ 、及び/又は後の $p_{i+1}$ 、 $p_{i+2}$ 、投影方向において収集された1つ又は複数の後の投影生データ $i+1$ 、 $i+2$ とアグリゲートされる。図2Bに示された例では、位相ステップンググループは基準方向 $p_i$ についての5つの投影画像を含む。位相ステップンググループは、基準方向についての画像と、2つの前の投影画像と2つの後の投影画像とを含む。「前の」及び「後の」は本明細書では回転方向を指す。振動によって引き起こされる格子の動きのために、グループ中の各フレームは、格子の動きによる異なる影響を受けた測定値を表し、グループは、したがって位相ステップング測定値を構成する。

30

#### 【0053】

図2Bの例では、前の投影画像と後の投影画像とが現在の投影画像と一緒に位相ステップンググループを形成する。図2Bの実施形態における位相ステップンググループは、したがって、現在の基準投影方向 $p_i$ を中心とする。しかしながら、そのような中心をもつ位相ステップンググループが本明細書で必ずしも必要とされるとは限らない。位相ステップンググループは別段に定義され得る。例えば、位相ステップンググループは、所与の方向 $p_i$ を含む、1つ又は複数の前の方向 $p_j$ 、 $j < i$ において収集される投影生フレームから形成されることもあり、所与の方向 $p_i$ を含む、1つ又は複数の後の方向 $p_l$ 、 $l > i$ において収集される投影生フレームから形成されることもある。そのような位相ステップンググループを、本明細書では、それぞれ、後続位相ステップンググループ及び先行位相ステップンググループと呼ぶことがある。所与の投影方向についての位相ステップンググループを形成するための他のアグリゲーションタイプも本明細書で想定し得る。位相ステップンググループは、少なくとも2つの、より望ましくは3つ、4つ、5つ又はそれ以

40

50

上の生投影フレームを含む。概して、所与の投影方向  $p_i$  についての位相ステップンググループを、本明細書では、状況に応じて、

$i = \{ \dots, j, i, l, \}$ 、 $j < i < l$  と称する。回転によってカバーされる各投影方向は異なる位相ステップンググループを生じる。複数のそのような位相ステップンググループがこのようにして定義され得、走査においてカバーされる任意の所与の投影方向が「それ自体の」それぞれの位相ステップンググループと関連付け可能である。

【0054】

再構成アルゴリズムでは、各所与の投影方向について、前処理された投影データを形成するために、それぞれの位相ステップンググループからの投影画像と一緒に前処理され、前処理された投影データは、次いで位相コントラスト及び/又は暗視野断面画像を再構成するために使用される。図2A中の基準線RLは、1つの位相ステップンググループ中の投影生データ中に記録されている干渉縞の異なる位相を示す。

10

【0055】

本明細書で使用する再構成アルゴリズムの1つのタイプは反復型であるが、FBPなど、非反復型の解析的な再構成アルゴリズムも本明細書で想定する。しかしながら、ここで最初に反復型再構成アルゴリズムを見ると、これらは特にフォワードプロジェクタを含む。フォワードプロジェクタは、本明細書における重要な3つのコントラスト機構がどのように互いに相互作用し、画像領域から投影領域中にマッピングするかを記述する。

【0056】

反復型CT画像再構成では、画像領域は、各反復サイクルにおいて、ボクセル位置のグリッド中に配置された暫定的な画像値でポピュレートされる。前方投影により、ボクセルグリッドに現在配置されている前記値に基づいて合成投影が生成される。提案するシステムの場合とは異なり、以前の再構成手法では、そのように合成された投影を、実際に収集された投影生データと比較する。通常、コスト関数によって定量化される不整合がある。順方向モデル

20

【数1】

$$(\hat{\mu}, \hat{\delta}, \hat{\varepsilon}) = \operatorname{argmin}_{\mu, \delta, \varepsilon} \Delta(\mu, \delta, \varepsilon) \quad (1a)$$

30

$$= \left\| \begin{pmatrix} \mu \\ \delta \\ \varepsilon \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \mu^0 \\ \delta^0 \\ \varepsilon^0 \end{pmatrix} \right\|^2 \quad (1b)$$

$$(\mu_{i+1}, \delta_{i+1}, \varepsilon_{i+1}) = P(\mu_i, \delta_i, \varepsilon_i) \quad (1c)$$

に従って、コスト関数を改善し、したがって、測定された投影と合成された投影との間の残差を低減するために、画像領域中の値がアップデートによって反復的に更新され、

ここで、

【数2】

$$\hat{\mu}$$

40

【数3】

$$\hat{\delta}$$

【数4】

50

$$\hat{\varepsilon}$$

は、再構成された断面像であり、

は、測定された強度生データであり、

は、合成された強度投影を生成するフォワードプロジェクタであり、

P は、 を改善するように構成されたアップデート関数 ( u p d a t e r f u n c t i o n ) である。

10

【 0 0 5 7 】

上記で ( 1 b ) に示したように、再構成アルゴリズムは基準データ  $I^0$ 、  $V^0$  を使用する。基準データは、FBP など、非反復型再構成方式においても使用される。基準データは、較正動作である「エアスキャン」において得られた測定値に関係し、特に、検査領域中の対象 OB の存在なしに記録可能な干渉縞の基準可視性  $V^0$  と基準位相  $\phi^0$  を含む (  $I^0$  は基準減衰を指し、本明細書では以後考えない。 ) 。基準データは、エアスキャンにおける検出器において記録可能な基準干渉縞を記述する。撮像中に対象がビーム中に誘導されると、基準干渉縞の乱れた、偏向したバージョンとして理解される、新しい干渉縞が記録可能になる。この偏向は、求められる像 PC 及び / 又は DF 像

【 数 5 】

20

$$\tilde{\delta}$$

【 数 6 】

$$\tilde{\varepsilon}$$

30

を再構成するために再構成アルゴリズムによって収集される。

【 0 0 5 8 】

システムの振動は、本明細書では、上記で説明した位相ステップングのためのいくつかの実施形態において有効に活用されるが、前記振動には望ましくない効果もある。より詳細には、旧来の暗視野及び位相コントラスト再構成では、通常、基準データ中に含まれる基準位相及び基準可視性は「ビュー間」で、すなわち、投影方向  $p_i$  から別の投影方向  $p_j$  まで一定であることが仮定される。この仮定は間違っていることがわかっている。基準データは、実際には、投影方向とともに変化する。この変化がモデル化 ( 1 a ) において考慮されない場合、このことは画像アーティファクトをもたらすことがある。本出願人の国際出願第 W O 2 0 1 6 / 2 0 7 4 2 3 号に記載されている 1 つの手法では、基準位相を追加のフィッティング変数 ( f i t t i n g v a r i a b l e ) として含める試みを行った。他の手法では、多項式など、より複雑な関数によって位相基準の変動をモデル化することが試みられている。

40

【 0 0 5 9 】

位相基準の変動、また基準可視性の変動も、振動を誘起する X 線源の回転の結果であると思われる。温度変化、湿度変化など、環境要因も、デリケートな構造である干渉計 I F S の格子に影響を及ぼすことがある。

【 0 0 6 0 】

50

このすべての結果として、基準位相及び/又は可視性の変化を解析的にモデル化することは困難と思われる。

【0061】

したがって、本明細書では、基準位相と基準可視性との未知の変動によって引き起こされる画像アーティファクトをなくすことを提案する。このことは、提案する投影画像プリプロセッサPPによって達成される。投影画像プリプロセッサPPは、所与の位相ステップンググループについての収集された投影生データを入力として受信し、これら进行处理して、好ましくは、各コントラスト機構について1つの、3つの前処理された投影画像 $\mu$ 、 $\mu$ 、 $\mu$ にする。前処理された投影画像の各々は、ここで、他の2つとは別個に、又は少なくとも、他の2つのコントラスト機構からの寄与が無視できる状態で、それぞれのコントラスト機構の情報を記録する。前処理された投影画像 $\mu$ 、 $\mu$ 、 $\mu$ は、位相基準及び可視性の変動の攪乱効果がなくされた近似値を表す。以前に解析的表現を避けた変動に関する情報が、ここで、前処理された投影画像 $\mu$ 、 $\mu$ 、 $\mu$ に従って画像情報中に符号化される。3つのコントラスト機構の、3つのそれぞれの前処理された投影画像 $\mu$ 、 $\mu$ 、 $\mu$ へのもつれ解除により、基準データの変化によって引き起こされるアーティファクトを低減するか、又はさらには完全になくすることができる。

10

【0062】

より詳細には、典型的な解析方法によって基準データの変動をマッピングすることを試みるのではなく、本明細書では機械学習手法を提案する。さらにより詳細には、投影プリプロセッサPPは、トレーニングデータに基づいて事前トレーニングされる機械学習構成要素MLCを含む。投影画像プリプロセッサPPは、その機械学習構成要素MLCを使用して、位相ステップンググループごとの収集された投影生データを前処理された投影画像 $\mu$ 、 $\mu$ 、 $\mu$ に変換する。再構成器RECONは、次いで、最初に測定された投影生データの代わりに、そのように変換された前処理された投影画像( $\mu$ 、 $\mu$ 、 $\mu$ )= $\mu$ を使用して、アーティファクトがないか又は少なくともアーティファクトが低減された断面画像を再構成する。提案する画像処理IPSにおける位相回復は、したがって、本明細書では、生データの新しい投影画像 $\mu$ 、 $\mu$ 、 $\mu$ への前処理において生じると見られることができる。

20

【0063】

計算された改善された投影( $\mu$ 、 $\mu$ 、 $\mu$ )は、ここで、それぞれ、線積分

30

【数7】

$$\int_{L_{ij}} \mu dl$$

40

【数8】

$$\partial_x \int_{L_{ij}} \delta dl$$

50

、及び

【数 9】

$$\int_{L_{ij}} \varepsilon dl$$

についてのより良い近似値であり、ここで、 $L_{ij}$  は、投影位置  $p_i$  についてのソース焦点スポットと検出器ピクセル  $j$  との間のそれぞれの線を示す。処理された投影 ( $\mu$ 、 $\varepsilon$ ) は、簡略化されたもつれ解除された前方投影

【数 10】

$$\lambda_{\mu}(i, j) = \Pi_{i, j}(\mu) = \int_{L_{ij}} \mu dl \quad (2a)$$

【数 11】

$$\lambda_{\varepsilon}(i, j) = \Pi_{i, j}(\varepsilon) = \int_{L_{ij}} \varepsilon dl \quad (2b)$$

【数 12】

$$\lambda_{\delta}(i, j) = \Pi'_{i, j}(\delta) = \partial_x \int_{L_{ij}} \delta dl \quad (2c)$$

の定義を可能にする。

【0064】

前処理された投影 ( $\mu$ 、 $\varepsilon$ 、 $\delta$ ) は、 $\mu$ 、 $\varepsilon$ 、 $\delta$  のうちの1つのための別個の反復型1チャンネル再構成アルゴリズムにおいて使用される。代替的に、FBPなど、典型的な解析的再構成さえも、 $\mu$ 、 $\varepsilon$ 、 $\delta$  が使用される場合に恩恵を受け得る。本明細書で使用する際、「チャンネル」は、コントラスト機構減衰、DF及びPCのうちのいずれか1つを指す。アルゴリズム又はモデルが減衰、DF及びPCの3つすべてを考慮する場合、それは3つのチャンネルを有すると言われるか、又は、したがって、それぞれ、DF及びPCの両方のみが計算される場合は2つのチャンネルを有し、DF又はPCのみが計算される場合は1つのチャンネルを有すると言われる。

【0065】

前処理された減衰投影  $\mu$  は、本明細書では重要度がより小さいが、本明細書では、依然として、DF及び/又はPC断面像のための再構成を行うときに第3の(又は第2の)チャンネルとして有益に使用される。これは、 $\mu$  に基づく減衰チャンネルのための再構成を、他の1つの、又は好ましくは2つの投影  $\varepsilon$ 、 $\delta$  と一緒に実行することにより、再構成がより安定するからである。再構成は現実的なソリューションにより速やかに収束する。減衰投影  $\mu$ 、又はより詳細には、減衰画像  $\mu$  は正則化のソースとして働く。

【0066】

機械学習モデル構成要素MLCは機械学習モデルMに基づく。実施形態では、これのた

めに畳み込みニューラルネットワーク(「CNN」)が使用される。モデルMは、コンピュータ化されたトレーニングシステムTSによってトレーニングされる。トレーニングでは、トレーニングシステムTSはモデルMの(モデル)パラメータの初期セットを適応させる。トレーニングデータはトレーニングデータ生成器システムTDGによって生成される。このようにして、機械学習モデルMに関して2つの処理フェーズ、すなわち、トレーニングフェーズ及び展開フェーズが定義される。展開フェーズの前のトレーニングフェーズでは、モデルは、そのパラメータを適応させることによってトレーニングされる。トレーニングされると、モデルは、臨床使用中に(トレーニングデータからのものではない)投影生データを、任意の所与の患者PATについてのもつれ解除された前処理された投影像に変換するために、展開フェーズにおいて使用される。トレーニングは、単発の動作であることもあり、新しいトレーニングデータを用いて繰り返されることもある。次に、上述の構成要素についてより詳細に説明する。

10

## 【0067】

ここで最初に図3を見ると、これは、コンピュータメモリMEMに記憶された、本明細書で想定する機械学習モデルの例示的な一実施形態を示している。投影画像プリプロセッサPP、したがって、事前トレーニングされた機械学習構成要素MLCは、デスクトップコンピュータ、ワークステーション、ラップトップなど、計算デバイスPU上で実行される。好ましくは、良好なスループットを達成するために、計算デバイスPUは、マルチコア設計のものなど、並列計算をサポートする1つ又は複数のプロセッサ(CPU)を含む。一実施形態では、GPU(グラフィカル処理ユニット)が使用される。図3、図4では、モデルMはすでに事前トレーニングされていることが仮定されており、トレーニングとトレーニングデータ生成との態様は後で図5、図6において見る。

20

## 【0068】

次に、図3をより詳細に参照すると、これは、フィードフォワードアーキテクチャにおける畳み込みニューラルネットワークMを示している。ネットワークMは、データフローが左から右に、したがってレイヤからレイヤに進む、カスケード様式でレイヤ中に構成された複数の計算ノードを含む。本明細書では再帰型ネットワークを除外しない。

## 【0069】

展開において、5つの投影画像 $1 \sim 5$ を含む位相ステップンググループなど、入力生データが入力レイヤILにおいて受信される。入力生データは、入力レイヤILにおいてモデルM中に供給され、次いで隠れレイヤ $L_1 \sim L_3$ のシーケンス(3つのみが示されているが、1つ又は2つ、又は4つ以上があり得る)を通して伝搬し、次いで出力レイヤOLにおいて出現する。出力は、各々が、図3に $\mu$ 、及び $\sigma$ として示されている減衰、差分位相コントラスト、及び暗視野信号についてのそれぞれの寄与のみをキャプチャする、3つの前処理された投影画像を含む。ネットワークMは、それが2つ以上の隠れレイヤを有するので、深いアーキテクチャを有すると言われることがある。フィードフォワードネットワークでは、「深さ」は入力レイヤILと出力レイヤOLとの間の隠れレイヤの数であるが、再帰型ネットワークでは、深さは隠れレイヤの数 $\times$ パスの数である。

30

## 【0070】

ネットワークMは、好ましくは、入力生データが、位相ステップンググループの各投影方向 $p_i$ について1つの、複数の、この場合は5つのチャンネルにおいて構成される、マルチチャンネルシステムとして構成される。(本明細書では特徴マップと呼ぶ)ネットワークのレイヤ、実際には、入力及び出力画像、並びに隠れレイヤ間の入力及び出力は、計算及びメモリ割当て効率についての2次元又はより高次元の行列(「テンソル」)として表され得る。入力生データの場合、次元X、Yはピクセル情報に対応するが、チャンネル深さCは位相ステップンググループのサイズ(この例では5であるが、これは例であり、本明細書ではまったく限定的なものではない。)に対応する。位相ステップンググループごとの投影方向の数は、3つなど、5つよりも小さいことがあるが、グループごとに少なくとも3つ以上の投影画像を有することが好ましい。入力された像 $1 \sim 5$ は、位相ステップンググループのサイズCに等しい深さNをもつ3D次元行列を形成する。入力レイヤIL

40

50

の行列サイズ  $X \times Y \times C$  は生データ  $1 \sim 5$  の入力位相ステップンググループのサイズに等しい。

【0071】

好ましくは、隠れレイヤは、本明細書ではレイヤ  $L_1 \sim L_{N-k}$ 、 $k > 1$  として表される畳み込みレイヤのシーケンスを含む。畳み込みレイヤの数は、3つ又は5つ又は任意の他の数など、少なくとも1つである。その数は2桁の数値になってもよい。

【0072】

実施形態では、畳み込みレイヤのシーケンスの下流に、1つ又は複数の全結合レイヤ (fully connected layer) があるが、このことは必ずしもすべての実施形態に当てはまるとは限らず、実際には、好ましくは、実施形態では、本明細書で想定するアーキテクチャにおいて全結合レイヤは使用されない。

10

【0073】

各隠れ  $L_m$  レイヤ及び入力レイヤ  $I_L$  は1つ又は複数の畳み込み演算子  $CV$  を実装する。各レイヤ  $L_m$  が同じ数の畳み込み演算子  $CV$  を実装することもあり、いくつかの又はすべてのレイヤについてその数が異なることもある。

【0074】

畳み込み演算子  $CV$  は、そのそれぞれの入力上で実行されるべき畳み込み動作を実装する。畳み込み演算子は畳み込みカーネルとして概念化される。畳み込み演算子は、本明細書で重みと呼ぶフィルタ要素を形成するエントリを含む行列として実装される。特に、学習フェーズにおいて調整されるのはこれらの重みである。第1のレイヤ  $I_L$  は、その1つ又は複数の畳み込み演算子によって、チャンネルごとの各畳み込み演算子についてそれぞれの特徴マップを生成するために各チャンネルにおける入力生データ  $1 \sim 5$  を別個に処理する。特徴マップは畳み込みレイヤの出力であり、1つのレイヤ中の各畳み込み演算子について、及び1つの所与のチャンネルについて1つの特徴マップがある。次いで、より高い世代の特徴マップを生成するために前のレイヤの特徴マップが次のレイヤに入力され、以下同様に、最後のレイヤ  $O_L$  がすべての特徴マップを組み合わせて正しい次元における3つの前処理された画像  $\mu$ 、及び にするまで続く。代替的に、前処理されたデータが再構成器  $RECON$  を介して後続の再構成において使用されるべきである状態に応じて、2チャンネル出力、のみ、又は実際には1チャンネル出力 若しくは を生成するために、ネットワーク  $M$  を構成することが可能である。

20

30

【0075】

隠れレイヤ中の畳み込み演算子は、好ましくは2次元であり、したがって、隠れレイヤ間においてクロスチャンネル畳み込みは使用されない。このことは、2つの ( $DF$  及び  $PC$ ) 又は3つすべてのコントラスト機構をより良く分離し、分解するのを助ける。しかしながら、前記の通り、最後のレイヤ  $O_L$  は、隠れレイヤ中で生成されたすべての特徴マップを統合して正しい次元にするための次元削減器 (dimension reducer) として動作する。このことは、一実施形態では、それぞれの特徴マップのチャンネルにわたる線形結合によって達成される。出力レイヤ  $I_L$  における特徴マップにわたる線形結合をもつ隠れレイヤ中の2D畳み込みは、隠れレイヤ中の3D畳み込みとは対照的に、より効率的な処理と、さらに十分にリッチなモデル化とを可能にする。本明細書では3D畳み込みを除外しないが、それらはより高い計算オーバーヘッドを招く。

40

【0076】

畳み込みレイヤの出力された特徴マップ中のエントリが、そのレイヤの入力として受信されたすべてのノードの組合せでないという点で、畳み込みレイヤ中の畳み込み演算子は全結合レイヤとは区別される。言い換えれば、畳み込みカーネルは、入力生データのサブセットに、又は前の畳み込みレイヤから受信された特徴マップのみに適用される。サブセットは、出力された特徴マップ中のエントリごとに異なる。畳み込み演算子の動作は、したがって、典型的な信号処理から知られる典型的な畳み込み演算における離散フィルタカーネルに似た、入力上の「スライディング」として概念化され得る。ゆえに、「畳み込みレイヤ」と呼ばれる。全結合レイヤにおいて、出力ノードは、一般に、入力レイヤのす

50

すべてのノードを処理することによって得られる。

【0077】

畳み込み演算子のストライドは1又は2以上として選定され得る。ストライドは、サブセットがどのように選定されるかを定義する。2以上のストライドにより、そのレイヤ中の入力の次元に対する特徴マップの次元が削減される。本明細書では1のストライドが好ましい。入力された像の次元に対応するように特徴マップの次元決定を維持するために、ゼロパディングレイヤPが適用される。これにより、処理された特徴マップの縁部に位置する特徴マップエントリさえも畳み込むことが可能になる。

【0078】

いくつかの又は各レイヤ $L_m$ 中のいくつかの又は各畳み込みフィルタが、図3に示されているRELU(正規化線形ユニット)演算子など、非線形性誘導レイヤと組み合わせられる。RELUレイヤは、それぞれの畳み込みフィルタカーネルCVから受信された出力された特徴マップに非線形関数 $f(z) = \max(z, 0)$ を適用する。RELUレイヤはネットワークMに非線形成分を追加する。シグモイド関数又はtanh関数、又はさらに他の関数など、他の非線形性演算子が代わりに使用され得る。

10

【0079】

最大値プーリングレイヤ、ドロップアウトレイヤなどを含む、示されたレイヤ以外のレイヤが任意の組合せで畳み込みレイヤと組み合わせられ得るか、又はそのような他のレイヤが代わりに使用され得る。

【0080】

モデルMのすべての畳み込みフィルタカーネルについての重み全体が機械学習モデルの構成を定義する。トレーニングフェーズにおいて学習されるのはこれらの重みである。トレーニングフェーズが終わると、完全に学習された重みは、ノードがそれの中で構成されるアーキテクチャと一緒に、メモリMEMに記憶され得、展開のために使用され得る。展開フェーズでは、次いで、出力レイヤOLにおける3つの前処理された投影( $\mu$ 、 $\sigma$ )についての推定値を得るために、トレーニングセットの一部を形成していない新たに収集された投影生データが入力レイヤ中に供給され得る。

20

【0081】

機能的には、本明細書で使用する機械学習モデルMの動作は回帰であり、本明細書では、CNN以外の、実際にはあらゆるNN以外のモデルも代わりに使用され得、そのような統計的回帰モデルはトレーニングデータを考慮し得る。

30

【0082】

前述のように、再構成において使用される順モデルに応じて、実施形態では、MLモデルMは、減衰投影画像なしにDF及びPCの寄与についての2つの投影画像を出力するように構成される。代替実施形態では、DF又はPCのいずれかについての投影出力をもつ単一チャンネル出力をも想定する。

【0083】

機械学習モデルMのトレーニング態様について図5及び図6において以下でさらに説明する。トレーニングは単発の動作であることもあり、新しいトレーニングデータが利用可能になったときに、前にトレーニングされたモデルがさらにトレーニングされることもある。

40

【0084】

ここで最初に図4を見ると、これは、トモグラフィ暗視野又は位相コントラスト撮像をサポートする方法のフローチャートを示している。提案する方法は、投影画像プリプロセッサPPによって実行されるステップを実装するが、以下で説明する方法はそれ自体で教示としても理解される。

【0085】

ステップS410において、位相コントラスト及び/又は暗視野撮像のために構成されたトモグラフィX線システムによって投影画像が得られる。好ましくは、必ずしもそうとは限らないが、提案するシステムでは、X線源の回転がパッシブ位相ステップ機構と

50

して使用される。

【0086】

いくつかの又は各所与の投影方向について、上記で説明した位相ステップンググループを形成するために、投影生データのグループが関連付けられる。実施形態では、1つは位相コントラストについての、1つは暗視野についての、及び1つは減衰についての、3つの推定された前処理された投影画像を生成するために、各所与の投影方向について、ステップS420において、事前トレーニングされた機械学習アルゴリズムによって、投影生データの各所与の投影方向の位相ステップンググループが処理される。3つの出力された前処理された投影画像では、基準可視性及び/又は基準位相の変動の効果が消去されている。さらに、そのように生成された3つの投影画像中に符号化された情報は、それぞれ位相コントラスト、減衰及び/又は暗視野コントラストに分解され、分離される。実施形態では、任意の所与の方向ごとに、3つすべての前処理された投影画像ではないが、必要に応じて、1つ又は2つのみ、すなわち、位相コントラスト及び/又は暗視野信号についての前処理された投影画像が生成される。

10

【0087】

ステップS430において、次いで、前処理された投影像 ( $\mu$ 、 $\sigma$ 、 $\rho$ ) が、単一チャンネル、複数チャンネル又はFBP再構成アルゴリズムによって再構成されて、画像領域中の位相コントラスト及び/又は暗視野断面画像になり、それらの断面画像は、次いで、表示、記憶又は他の処理のために利用可能にされる。

【0088】

次に、機械学習モデルのトレーニング態様に関するさらなる詳細を与えながら、上記で説明したように、機械学習モデルMをトレーニングするために使用され得るトレーニングデータを生成するためのコンピュータ化されたシステムTDGを示す図5Aを最初に参照する。以下では、上記で紹介したトレーニングデータのための表記法と同じ表記法を使用する。コンピュータ化されたトレーニングデータ生成器TDGは以下のように実装される。いくつかの別個の既知の均質な材料の含有物を含む既知のファントムSBが使用される。このファントムは、例えば、1つ、2つ又は3つのチャンネルをもつ、IBSIR (強度ベースの統計的復元型再構成) 又は他の再構成アルゴリズムなど、復元型再構成アルゴリズムを使用する走査において得られた投影生データに基づいて走査され、再構成される。再構成アルゴリズムは、好ましくは3チャンネルであるが、2又は1チャンネルの実施形態をも想定される。

20

30

【0089】

例えば、IBSIRの不完全性、及びそれが基準データの変化を考慮できないことにより、再構成されたDF及びPC画像にはアーティファクトが生じる。しかしながら、ファントムSBの内部構造は知られているので、アーティファクトが低減された、「クリーンな」再構成されたDF及び/又はPC像を得るために、これらのアーティファクトを(構造フィルタ処理など)画像処理を使用して消去することができる。例えば、それぞれ、再構成された画像にファントムSBのCAD(コンピュータ支援設計)モデルを剛体位置合わせすることができ、次いで、再構成された画像値をグランドトゥルス値に置き換えることができる。代替的に、ファントムSB中の均質な対象の各々内で、平均値が計算され、各均質な対象中の画像値が、そのように計算された平均値に設定される。次いで、クリーンにされた再構成されたDF及び/又はPC画像(及び、もしあれば減衰像)がグランドトゥルス対象物の前処理された投影を生成するために、それぞれ前方に投影され得、グランドトゥルス対象物の前処理された投影は、実際に測定された生データと一緒に、図3中のCNNなど、トレーニング機械学習モデルのためのトレーニングデータのペアを形成する。DF及びPC画像の前方投影は式(2b)、(2c)に従って実施される。一実施形態では、順方向モデル(2b)は、本出願人の米国特許第9,761,021(B2)号の式(4)に記載されている重み付け $1/L$ などを用いた、重み付き線積分モデルによってなど、勾配感度を考慮するように適応される。したがって、クリーニング演算の結果、各投影生データフレーム  $i$  が3つのもつれ解除された投影

40

50

【数 1 3】

$$\lambda_i \rightarrow \lambda_{\mu}^i, \lambda_{\delta}^i \lambda_{\varepsilon}^i$$

に関連付けられることになる。次いで、トレーニング画像データのためのペアが

【数 1 4】

$$\Lambda^i \rightarrow \lambda_{\mu}^i, \lambda_{\delta}^i \lambda_{\varepsilon}^i$$

10

として形成され、ここで、 $i$  は、ファントム走査生データと、上記で図 2 B において定義された所与の方向  $p_i$  についての位相ステップンググループである。

【0090】

試供体 S B 又はファントムは、円筒形など、任意の形状で形成される。他の形状も想定される。実施形態では、円筒形ファントムの直径は検査領域のサイズに対応する。実施形態では、円筒形ファントム S B の直径は検査領域の内側ルーメンと実質的に同一平面にある。好ましくは、ファントム S B は、肺組織の拡散特性を模倣するために、水、脂肪、筋肉、骨、及び海綿状構造の材料と同等の材料など、いくつかの別個の材料の（楕円体など）任意の形状又はサイズの含有物を含む。実施形態では、好適に固定された、ブタからのものなど、本物の動物肺組織の塊が使用される。代わりに、材料の他の組合せが選定され得る。好ましくは、しかしながら、材料は、各材料が、3つのコントラスト機構のための信号の別個の、すなわち、他の材料とは異なるセットを作成するように選定される。

20

【0091】

次に、パラメータをトレーニングするためのトレーニングシステム T S、すなわち、図 3 などで論じた畳み込みニューラルネットワーク中のものなど、機械学習モデルの重みを示す図 5 B を参照する。トレーニングデータはデータのペア  $k$  ( $x_k, y_k$ ) を含む。トレーニングデータは、ペア  $k$  ごとに、トレーニング入力データ  $x_k$  と、関連付けられたターゲット  $y_k$  とを含む。トレーニングデータは、したがって、特に本明細書で主に想定する教師あり学習方式のためのペア  $k$  中に編成される。しかしながら、本明細書では教師なし学習方式を除外しないことに留意されたい。

30

【0092】

トレーニング入力データ  $x_k$  は、ラボにおいて、又は前もって診療所において収集された履歴画像データから得られ、画像リポジトリ中に保持される。ターゲット  $y_k$  又は「グラントゥールス」は、回転中に基準データの変動によって引き起こされるアーティファクトが実質的にない、アーティファクトなし画像がそれらから構築可能である、1つ、2つ、又は好ましくは3つの前処理された投影を含む、前処理された投影の上述の結果の例を表す。実施形態では、トレーニングデータは、図 5 A に記載されているように得られ、

40

【数 1 5】

$$(x_k, y_k) = ((\Lambda^i)_k, (\lambda_{\mu}^i, \lambda_{\delta}^i \lambda_{\varepsilon}^i)_k)$$

として書かれ、ここで、 $i$  は、それぞれの投影方向であり、位相ステップンググループ

50

は、ファントム走査において収集された投影生データについて定義される。ペアのためのインデックス  $k$  は一般に投影方向  $i$  に対応する。

【0093】

トレーニングフェーズでは、図3中の示されているCNNネットワークなど、機械学習モデル  $M$  のアーキテクチャが、重みの初期セットで事前ポピュレートされる。モデル  $M$  の重みはパラメータ化  $M$  を表し、トレーニングシステム  $TS$  の目的は、トレーニングデータ  $(x_k, y_k)$  ペアに基づいてパラメータを最適化し、したがって適応させることである。言い換えれば、学習は、コスト関数  $F$  が最小にされる最適化方式として数学的に公式化され得るが、代わりにユーティリティ関数を最大にする双対形式 (dual formulation) が使用され得る。

10

【0094】

差し当たりコスト関数  $F$  のパラダイムを仮定すると、これは、アグリゲートされた残差、すなわち、モデル  $M$  によって推定されたデータと、トレーニングデータペア  $k$  のいくつかの又はすべてによるターゲットとの間に生じる誤差

$$\arg \min F = \sum_k ||M(x_k) - y_k|| \quad (3)$$

を測定する。

【0095】

トレーニングでは、初期化されたネットワーク  $M$  を通してトレーニングペアのトレーニング入力データ  $x_k$  が伝搬される。特に、 $k$  番目のペアのためのトレーニング入力  $x_k$  は、入力  $IL$  において受信され、モデルを通され、次いで出力  $OL$  において出力トレーニングデータ  $M(x)$  として出力される。モデル  $M$  によって生成される実際のトレーニング出力  $M(x_k)$  と、所望のターゲット  $y_k$  との間の差分を測定するために、 $p$  ノルム、 $2$  乗された差分など、好適な測度  $|| \cdot ||$  が使用される。

20

【0096】

出力トレーニングデータ  $M(x_k)$  は、適用された入力トレーニング画像データ  $x_k$  に関連付けられたターゲット  $y_k$  についての推定値である。一般に、この出力  $M(x_k)$  と、現在考慮されている  $k$  番目のペアの関連付けられたターゲット  $y_k$  との間には誤差がある。次いで、考慮されるペア  $(x_k, y_k)$ 、又は完全なトレーニングデータセットからのトレーニングペアのサブセットについての残差を減少させるために、モデル  $M$  のパラメータを適応させるために、バックワード/フォワードプロパゲーション又は他の勾配ベースの方法など、最適化方式が使用される。

30

【0097】

現在のペア  $(x_k, y_k)$  についてのモデルのパラメータがその中でアップデータ  $UP$  によって更新される第1のインナーラップにおける1回又は複数回の反復の後に、トレーニングシステム  $TS$  は、次のトレーニングデータペア  $x^{k+1}$ 、 $y^{k+1}$  がそこでそれに応じて処理される第2のアウトラップに入る。アップデータ  $UP$  の構造は、使用される最適化方式に依存する。例えば、アップデータ  $UP$  によって管理されるインナーラップはフォワード/バックプロパゲーションアルゴリズム中の1つ又は複数のフォワードパス及びバックワードパスによって実装される。パラメータを適応させながら、オブジェクト関数を改善するために、現在のペアまで、すべてのトレーニングペアが統合され、合計された残差を考慮する。ペアごとのいくつかの又はすべての考慮される残差の式(3)などにおける自乗和(又は他の代数的組合せ)としてオブジェクト関数  $F$  を構成することによって、アグリゲートされた残差を形成することができる。

40

【0098】

随意には、1つ又は複数のバッチ正規化演算子(「BN」、図示せず)が使用される。バッチ正規化演算子は、例えば、レイヤ中の畳み込み演算子  $CV$  のうちの1つ又は複数に結合されたモデル  $M$  に組み込まれる。BN演算子により、消失勾配効果(vanishing gradient effect)、すなわち、モデル  $M$  の学習フェーズにおける勾配ベースの学習アルゴリズム中に経験される、繰り返されたフォワードパス及びバックワードパスにおける勾配の大きさの漸進的な低減を緩和することが可能になる。

50

## 【 0 0 9 9 】

図 5 B に示されている一般化されたトレーニングシステムは、すべての学習方式、特に教師あり方式について考慮され得る。本明細書では、教師なし学習方式も代替実施形態において想定される。トレーニングシステム T S を実装するために G P U が使用され得る。

## 【 0 1 0 0 】

次に図 6 A を参照すると、これは、トレーニングデータを生成するための方法を示している。トレーニングデータは、上記で説明したように機械学習モデルをトレーニングするために使用され得る。

## 【 0 1 0 1 】

ステップ S 6 1 0 において、検査領域中に常駐している試供体の位相コントラスト及び / 又は暗視野撮像のために構成されたトモグラフィ X 線装置 X I によって、投影画像が収集される。実施形態では、ファントム S B は、好ましくは上記で説明した通りである。そのように収集された投影画像が投影画像の第 1 のセットを形成する。

## 【 0 1 0 2 】

ステップ S 6 2 0 において、既知のファントム S B の内部構造の材料タイプ及びジオメトリの事前知識に基づいて、投影画像のこの第 1 のセットから再構成可能なサンプル D F 及び / 又は P C 像が画像処理され得る。画像処理された D G 及び / 又は P C 再構成に基づいて、投影画像の第 2 のセットが導出される。次いで、関連付け状態にある投影画像の第 1 のセットと投影画像の第 2 のセットとが、機械学習モデルをトレーニングするためのトレーニングデータとして与えられる。

## 【 0 1 0 3 】

実施形態では、投影画像の第 1 のセットを画像処理するためのステップ S 6 2 0 が以下のように実施される。ステップ S 6 2 0 のサブステップにおいて、画像領域中の 1 つ又は複数の暗視野及び / 又は位相コントラスト断面画像を再構成するために、反復型再構成アルゴリズム I B S I R など、位相コントラスト及び / 又は暗視野再構成アルゴリズムが使用される。これらの画像は、基準位相及び基準可視性の説明した変動によるアーティファクトを含むことになる。しかしながら、ファントムの真の構造は知られているので、画像領域中の断面画像のアーティファクトを消去するために、画像処理が使用され得る。例えば、再構成された画像にファントム S B の C A D モデルを剛体位置合わせすることができ、次いで、再構成された画像値をグランドトゥルース値に置き換えることができる。代替的に、ファントム S B 中の均質な対象の各々内で、平均値が計算され、各均質な対象中の画像値が、計算された平均値に設定される。次いで、ステップ S 6 3 0 において、さもなければ基準可視性と基準位相との変動により画像領域中のアーティファクトを生じる情報が現在ない、現在もつれ解除された投影画像の第 2 のセットを得るために、アーティファクトが消去された、そのように画像処理された断面 D F 及び / 又は P C 画像が前方投影される。次いで、トレーニングデータのペアを得るために、投影の第 1 のセット中で定義されている関連付けられた位相ステップンググループをもつ投影方向に基づいて、D F 及び P C チャネルのためのもつれ解除された投影画像をペアにする。

## 【 0 1 0 4 】

次に図 6 B を参照すると、これは、トレーニングデータ、例えば、図 6 A の方法において生成されるデータ、又は H I S ( 病院情報システム ) 中の P A C S ( 画像保存通信システム ) などのデータベースから別段に収集されるトレーニングデータに基づいて機械学習モデル M をトレーニングするための方法のフローチャートを示している。

## 【 0 1 0 5 】

ステップ S 7 1 0 において、ペア (  $x_k$ 、 $y_k$  ) の形態のトレーニングデータが受信される。ペアは、上記で図 6 A において説明したように生成されるか、又は別段に獲得される。各ペアは、トレーニング入力  $x_k$  と、関連付けられたターゲット  $y_k$  とを含む。

## 【 0 1 0 6 】

ステップ S 7 2 0 において、トレーニング出力を生成するために、初期化された機械学習モデル M に所与の位相ステップンググループの投影画像が適用される。

10

20

30

40

50

## 【0107】

関連付けられたターゲット  $y_k$  からのトレーニング出力  $M(x_k)$  の偏向がコスト関数  $F$  によって定量化される。コスト関数を改善するために、ステップ  $S730$  において、インナーループ中の1回又は複数回の反復においてモデルの1つ又は複数のパラメータが適応させられる。例えば、モデルパラメータは、コスト関数によって測定される残差を減少させるように適応させられる。

## 【0108】

トレーニング方法は、次いでアウターループにおいてステップ  $S710$  に戻り、そこでトレーニングデータの次のペアが供給される。ステップ  $S720$  において、考慮されるすべてのペアのアグリゲートされた残差が減少させられ、特に最小にされるように、モデルのパラメータが適応させられる。フォワードバックワードプロパゲーション又は同様の勾配ベースの技法がインナーループ中で使用される。

## 【0109】

より一般的には、コスト関数又は効用関数のいずれかであるオブジェクト関数  $F$  を改善するために、モデル  $M$  のパラメータが調整される。実施形態では、コスト関数は、アグリゲートされた残差を測定するように構成される。実施形態では、残差のアグリゲーションは、考慮されるすべてのペアについてのすべての又はいくつかの残差にわたる合算によって実施される。本方法は、好ましくは、トレーニングをスピードアップするための並列処理の能力があるプロセッサを有する1つ又は複数の汎用処理ユニット  $TS$  上に実装される。

## 【0110】

トレーニングシステム  $TS$ 、トレーニングデータ生成器  $TDG$ 、又は投影画像プロセッサ  $PP$  を含む画像処理システム  $IPS$  の構成要素は、イメージ  $XI$  に関連付けられたワークステーションなど、1つ又は複数の汎用処理ユニット  $PU$  上で、又はイメージのグループに関連付けられたサーバコンピュータ上で実行される1つ又は複数のソフトウェアモジュールとして実装される。

## 【0111】

代替的に、トレーニングシステム  $TS$ 、トレーニングデータ生成器  $TDG$ 、又は投影画像プロセッサ  $PP$  を含む画像処理システム  $IPS$  のいくつか又はすべての構成要素は、撮像システム  $XI$  に一体化された好適にプログラムされたマイクロコントローラ又はマイクロプロセッサ、 $FPGA$  (フィールドプログラマブルゲートアレイ) 又はハードワイヤード  $IC$  チップなど、特定用途向け集積回路 ( $ASIC$ ) など、ハードウェアにおいて構成される。またさらなる実施形態では、トレーニングシステム  $TS$ 、トレーニングデータ生成器  $TDG$ 、又は投影画像プロセッサ  $PP$  を含む画像処理システム  $IPS$  は、部分的にソフトウェアと部分的にハードウェアの両方において実装される。

## 【0112】

トレーニングシステム  $TS$ 、トレーニングデータ生成器  $TDG$ 、又は投影画像プロセッサ  $PP$  を含む画像処理システム  $IPS$  の異なる構成要素は単一のデータ処理ユニット  $PU$  上に実装される。代替的に、場合によっては、分散型アーキテクチャ中にリモートで構成され、クラウド設定又はクライアントサーバセットアップなどにおいてなど、好適な通信ネットワーク中で接続可能な、異なる処理ユニット  $PU$  上にいくつかの又はより多くの構成要素が実装される。

## 【0113】

本明細書で説明した1つ又は複数の特徴は、コンピュータ可読媒体及び/若しくはその組合せ内で符号化された回路として、又はコンピュータ可読媒体及び/若しくはその組合せ内で符号化された回路を用いて構成又は実装され得る。回路は、離散及び/又は集積回路、システムオンチップ ( $SOC$ )、並びにそれらの組合せ、機械、コンピュータシステム、プロセッサ及びメモリ、コンピュータプログラムを含む。

## 【0114】

本発明の別の例示的な実施形態では、適切なシステム上で、先行する実施形態のうちの

1つに記載の方法のステップを実行するように適応されることを特徴とする、コンピュータプログラム又はコンピュータプログラム要素が提供される。

【0115】

コンピュータプログラム要素は、したがって、同じく本発明の一実施形態の一部であり得るコンピュータユニット上に記憶され得る。この計算ユニットは、上記で説明した方法のステップを実行するか、又は上記で説明した方法のステップの実行を引き起こすように適応される。その上、それは、上記で説明した装置の構成要素を動作させるように適応される。計算ユニットは、自動的に動作するように及び/又はユーザの命令を実行するように適応され得る。コンピュータプログラムはデータプロセッサのワーキングメモリ中にロードされる。データプロセッサは、したがって、本発明の方法を実行するために装備される。

10

【0116】

本発明のこの例示的な実施形態は、本発明を最初から使用するコンピュータプログラムと、アップデートによって既存のプログラムを、本発明を使用するプログラムに変えるコンピュータプログラムの両方をカバーする。

【0117】

さらに、コンピュータプログラム要素は、上記で説明した方法の例示的な実施形態の手順を実現するためのすべての必要なステップを与えることが可能であり得る。

【0118】

本発明のさらなる例示的な実施形態によれば、CD-ROMなど、コンピュータ可読媒体が提示され、コンピュータ可読媒体は、先行するセクションで説明したコンピュータプログラム要素をその上に記憶する。

20

【0119】

コンピュータプログラムは、他のハードウェアと一緒に又は他のハードウェアの一部として供給される光記憶媒体又は固体媒体など、好適な媒体（必ずしもそうとは限らないが、特に非一時的媒体）に記憶され、及び/又はその好適な媒体上で配布されるが、インターネット又は他の有線若しくは無線電気通信システムを介してなど、他の形態でも配布される。

【0120】

しかしながら、コンピュータプログラムはまた、ワールドワイドウェブのようなネットワーク介しても提示され、そのようなネットワークからデータプロセッサのワーキングメモリ中にダウンロードされ得る。本発明のさらなる例示的な実施形態によれば、本発明の前に説明した実施形態のうちの1つによる方法を実行するように構成されたコンピュータプログラム要素をダウンロードのために利用可能にするための媒体が提供される。

30

【0121】

本発明の実施形態について異なる主題に関して説明したことに留意しなければならない。特に、方法タイプクレームに関して説明した実施形態もあれば、デバイスタイプクレームに関して説明した実施形態もある。しかしながら、当業者は、上記及び以下の説明から、別段に通知されていない限り、1つのタイプの主題に属する特徴の任意の組合せに加えて、異なる主題に関する特徴間の任意の組合せも本出願とともに開示されているとみなされることを推測しよう。しかしながら、すべての特徴を組み合わせて、それらの特徴の単純な足し合わせを上回る相乗効果を与えることができる。

40

【0122】

図面及び上記の説明において本発明について詳細に例示し、説明したが、そのような例示及び説明は、例示的又は実例的であり、限定的ものではないとみなされるべきである。本発明は、開示された実施形態に限定されない。開示された実施形態の他の変形形態が、図面と本開示と従属請求項との研究から、特許請求された発明を実施する際に、当業者によって理解され、実施され得る。

【0123】

特許請求の範囲では、「備える」又は「有する」という単語は他の要素又はステップを

50

除外せず、単数形は複数を除外しない。単一のプロセッサ又は他のユニットは、特許請求の範囲に記載されたいくつかの項目の機能を果たし得る。いくつかの手段が相互に異なる従属請求項に記載されているという単なる事実は、これらの手段の組合せを有利に使用することができないことを示さない。それらが数字、英数字、又は1つ又は複数の文字の組合せ、又は上記のいずれかの組合せである、特許請求の範囲中の如何なる参照符号も、範囲を限定するものとして解釈されるべきではない。

【図面】

【図1】

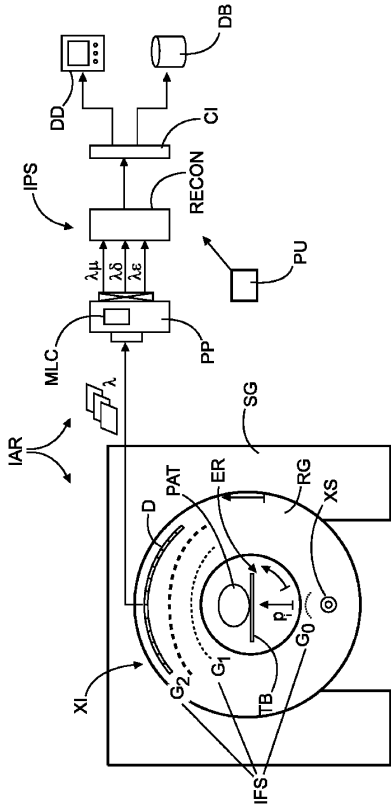


FIG. 1

【図2A】

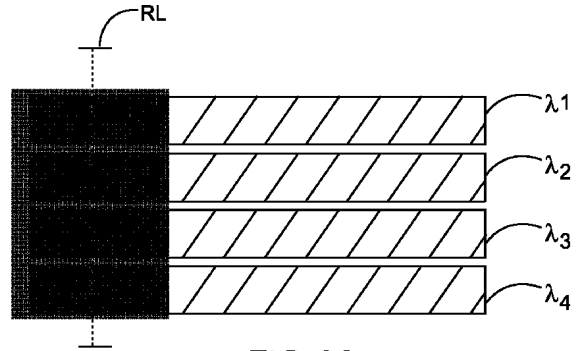


FIG. 2A

10

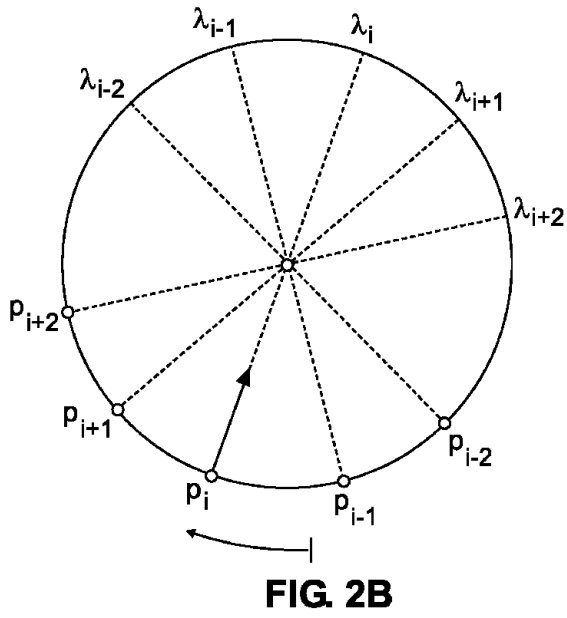
20

30

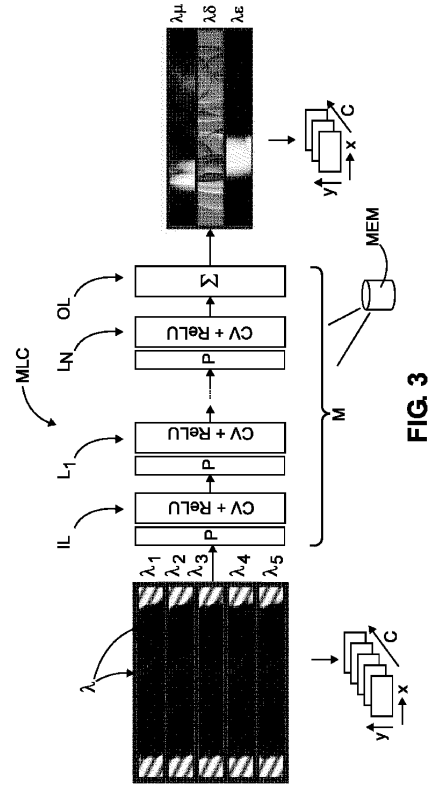
40

50

【 図 2 B 】



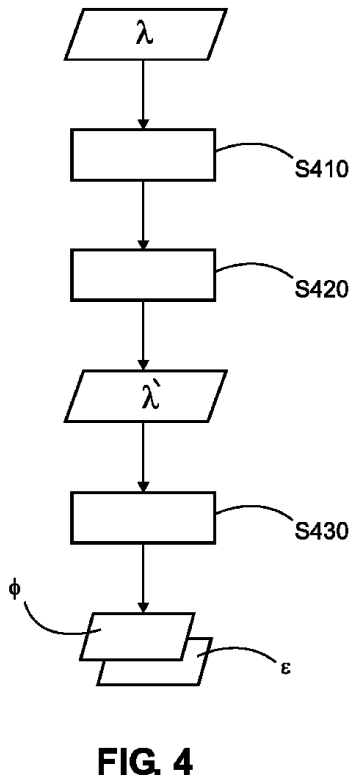
【 図 3 】



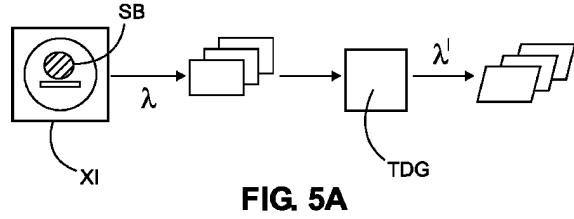
10

20

【 図 4 】



【 図 5 A 】



30

40

50

【 図 5 B 】

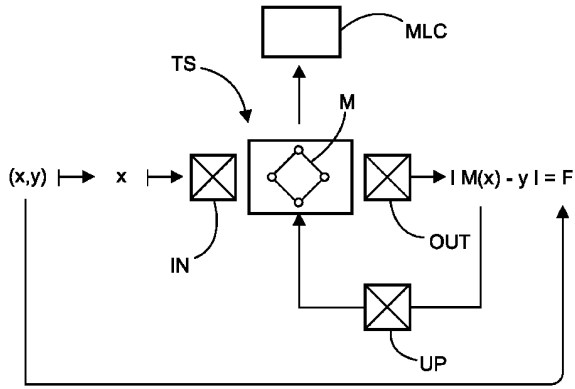


FIG. 5B

【 図 6 A 】

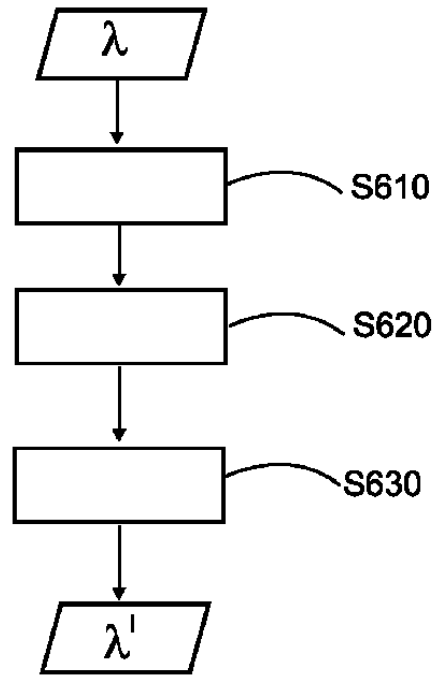


FIG. 6A

10

20

【 図 6 B 】

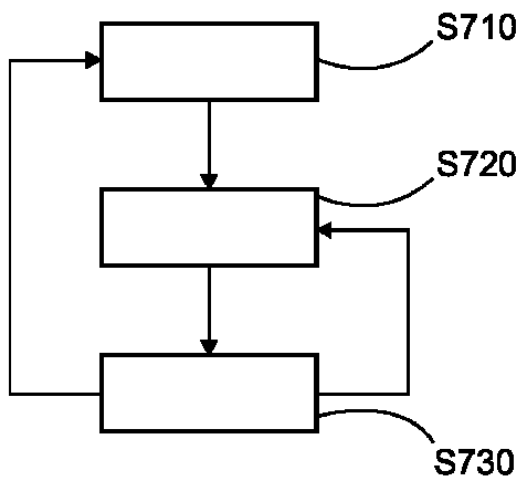


FIG. 6B

30

40

50

## 【 国際調査報告 】

## INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No  
PCT/EP2021/068450

<b>A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER</b> INV. G06T11/00 ADD.		
According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC		
<b>B. FIELDS SEARCHED</b> Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols) G06T		
Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched		
Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used) EPO-Internal, COMPENDEX, INSPEC, WPI Data		
<b>C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT</b>		
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	WU CHENGPENG ET AL: "Information retrieval in x-ray imaging with grating interferometry using convolution neural network", PROCEEDINGS OF SPIE, SPIE, 1000 20TH ST. BELLINGHAM WA 98225-6705 USA, vol. 11072, 28 May 2019 (2019-05-28), pages 1107231-1107231, XP060123240, ISSN: 0277-786X, DOI: 10.1117/12.2534270 ISBN: 978-1-5106-3927-0 the whole document	1-8, 10-12, 14,15
X	----- EP 3 629 294 A1 (SIEMENS HEALTHCARE GMBH [DE]) 1 April 2020 (2020-04-01) paragraph [0051] figure 8 -----	9,13
<input type="checkbox"/> Further documents are listed in the continuation of Box C.		<input checked="" type="checkbox"/> See patent family annex.
* Special categories of cited documents :		
*A* document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance		*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
*E* earlier application or patent but published on or after the international filing date		*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
*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)		*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
*O* document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means		
*P* document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed		*Z* document member of the same patent family
Date of the actual completion of the international search		Date of mailing of the international search report
23 September 2021		04/10/2021
Name and mailing address of the ISA/ European Patent Office, P.B. 5818 Patentlaan 2 NL - 2280 HV Rijswijk Tel. (+31-70) 340-2040, Fax: (+31-70) 340-3016		Authorized officer  Werling, Alexander

1

Form PCT/ISA/210 (second sheet) (April 2005)

10

20

30

40

50

**INTERNATIONAL SEARCH REPORT**

Information on patent family members

International application No  
PCT/EP2021/068450

Patent document cited in search report	Publication date	Patent family member(s)	Publication date
EP 3629294	A1	NONE	
-----			

10

20

30

40

50

## フロントページの続き

MK,MT,NL,NO,PL,PT,RO,RS,SE,SI,SK,SM,TR),OA(BF,BJ,CF,CG,CI,CM,GA,GN,GQ,GW,KM,ML,MR,N  
E,SN,TD,TG),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,IR,IS,IT,JO,JP,K  
E,KG,KH,KN,KP,KR,KW,KZ,LA,LC,LK,LR,LS,LU,LY,MA,MD,ME,MG,MK,MN,MW,MX,MY,MZ,NA,N  
G,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

フィリップス インターナショナル ビー . ヴィ . インテレクチュアル プロパティアー アンド ス  
タンダーズ

(72)発明者 ブレンデル バーナード ヨハネス

オランダ国 5 6 5 6 アーエー アインドーフエン ハイ テック キャンパス 5 フィリップス イ  
ンターナショナル ビー . ヴィ . インテレクチュアル プロパティアー アンド スタンダーズ

(72)発明者 ウエルケル クリスチャン

オランダ国 5 6 5 6 アーエー アインドーフエン ハイ テック キャンパス 5 フィリップス イ  
ンターナショナル ビー . ヴィ . インテレクチュアル プロパティアー アンド スタンダーズ

F ターム ( 参考 ) 4C093 AA22 AA26 AA30 CA13 FD03