

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 公開特許公報(A)

(11) 特許出願公開番号

特開2020-116378
(P2020-116378A)

(43) 公開日 令和2年8月6日(2020.8.6)

(51) Int.Cl.	F I	テーマコード (参考)
A 6 1 B 6/00 (2006.01)	A 6 1 B 6/00 3 3 0 Z	4 C 0 9 3
A 6 1 B 6/02 (2006.01)	A 6 1 B 6/00 3 3 3	
	A 6 1 B 6/00 3 5 0 P	
	A 6 1 B 6/00 3 5 0 A	
	A 6 1 B 6/02 3 0 1 H	
審査請求 未請求 請求項の数 15 O L 外国語出願 (全 38 頁)		

(21) 出願番号 特願2019-222767 (P2019-222767)
 (22) 出願日 令和1年12月10日 (2019.12.10)
 (31) 優先権主張番号 16/235,046
 (32) 優先日 平成30年12月28日 (2018.12.28)
 (33) 優先権主張国・地域又は機関 米国 (US)

(71) 出願人 390041542
 ゼネラル・エレクトリック・カンパニー
 アメリカ合衆国、ニューヨーク州 1 2 3
 4 5、スケネクタデー、リバーロード、1
 番
 (74) 代理人 100115462
 弁理士 小島 猛
 (74) 代理人 100151286
 弁理士 澤木 亮一
 (72) 発明者 シルヴァン・ベルナル
 フランス、7 8 5 3 0、ビュク、リュ・ド
 ウ・ラ・ミニエール、2 8 3
 Fターム(参考) 4C093 AA11 AA26 CA18 DA06 EA07
 EC02 EC12 EC25 EC34 ED21
 FF07 FF34 FF35 FF42 FG04
 FG11 FH08

(54) 【発明の名称】 深層学習ベースの画像再構成のためのシステムおよび方法

(57) 【要約】

【課題】深層学習ベースの画像再構成のための方法、装置、およびシステムが、本明細書に開示される。

【解決手段】典型的な少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体が、実行時に、少なくとも1つのプロセッサに、器官の複数の二次元(2D)トモシンセシス投影画像を、X線エミッタを前記器官に対する複数の向きへと回転させ、前記複数の2Dトモシンセシス投影画像の各々の投影画像について前記エミッタから第1のレベルのX線エネルギー投入を放射することによって取得するステップと、前記複数の2Dトモシンセシス投影画像から前記器官の三次元(3D)ボリュームを再構成するステップと、第2のレベルのX線エネルギー投入で前記器官のX線画像を取得するステップと、合成2D画像生成アルゴリズムを、前記再構成された3Dボリュームから、前記合成2D画像と前記X線画像との間の類似度指標に基づいて生成するステップと、前記合成2D画像生成アルゴリズムをインスタンス化するモデルを展開するステップとを少なくとも実行させる命令を含む。

【選択図】 図1

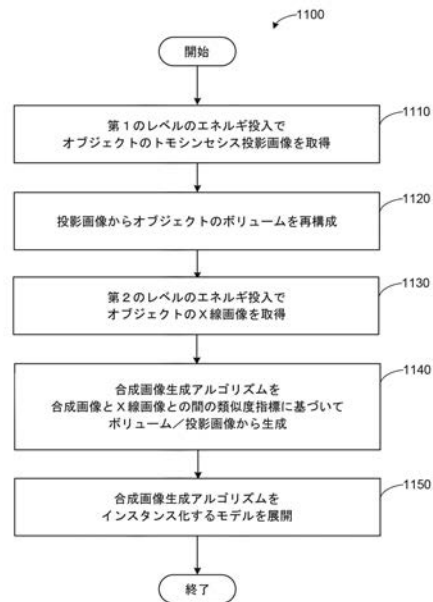


FIG. 11

【特許請求の範囲】**【請求項 1】**

命令を含んでいる少なくとも 1 つのコンピュータ可読記憶媒体であって、
前記命令は、実行時に、少なくとも 1 つのプロセッサに、少なくとも
器官の複数の二次元 (2 D) トモシンセシス投影画像を、 X 線エミッタを前記器官に対
する複数の向きへと回転させ、前記複数の 2 D トモシンセシス投影画像の各々の投影画像
について前記エミッタから第 1 のレベルの X 線エネルギー投入を放射することによって取得
するステップ (1 1 1 0) と、
前記複数の 2 D トモシンセシス投影画像から前記器官の三次元 (3 D) ボリュームを再
構成するステップ (1 1 2 0) と、
第 2 のレベルの X 線エネルギー投入で前記器官の X 線画像を取得するステップ (1 1 3 0
) と、
合成 2 D 画像生成アルゴリズムを、前記複数の二次元 (2 D) トモシンセシス投影画像
または前記再構成された 3 D ボリュームの少なくとも一方から、前記合成 2 D 画像と前記
X 線画像との間の類似度指標に基づいて生成するステップ (1 1 4 0) と、
前記合成 2 D 画像生成アルゴリズムをインスタンス化するモデルを展開するステップ (1
1 5 0) と
を実行させる、少なくとも 1 つのコンピュータ可読記憶媒体。

10

【請求項 2】

前記 X 線画像は、前記複数の 2 D トモシンセシス投影画像のジオメトリにフィットする
ように位置合わせされる、請求項 1 に記載の少なくとも 1 つのコンピュータ可読記憶媒体
。

20

【請求項 3】

前記器官の前記複数の 2 D トモシンセシス投影画像および前記器官の前記 X 線画像は、
前記器官の同じ圧迫の最中に取得される、請求項 1 に記載の少なくとも 1 つのコンピュ
ータ可読記憶媒体。

【請求項 4】

前記複数の 2 D トモシンセシス投影画像および前記 X 線画像はさらに、前記 X 線エミ
ッタから放射された X 線を受け取る検出器にて取得され、
前記命令は、実行時に、前記少なくとも 1 つのプロセッサに、
前記複数の 2 D 投影画像または前記 X 線画像の少なくとも一方にダイナミックレンジ補
正係数を適用するステップ
をさらに実行させる、請求項 1 に記載の少なくとも 1 つのコンピュータ可読記憶媒体。

30

【請求項 5】

前記再構成された 3 D ボリュームの各々の平面は、前記 X 線画像のジオメトリに一致す
る、請求項 1 に記載の少なくとも 1 つのコンピュータ可読記憶媒体。

【請求項 6】

前記命令は、実行時に、前記少なくとも 1 つのプロセッサに、
前記合成 2 D 画像の各ピクセルを前記再構成された 3 D ボリューム内の少なくとも 1 つ
のボクセルにマッピングするステップと、
前記合成 2 D 画像をグラフィカルディスプレイ上に生成されたグラフィカルユーザイン
ターフェイス (G U I) に表示するステップと、
前記 X 線画像内の対象のオブジェクトのユーザ選択を受け付けるステップと、
前記 3 D ボリュームを通る少なくとも 1 つの平面を識別するステップと、
前記少なくとも 1 つの識別された平面を前記グラフィカルディスプレイ上に表示するス
テップと
をさらに実行させる、請求項 1 に記載の少なくとも 1 つのコンピュータ可読記憶媒体。

40

【請求項 7】

前記命令は、実行時に、前記少なくとも 1 つのプロセッサに、
前記再構成された 3 D ボリュームの領域を抽出するステップと、

50

前記再構成された 3 D ボリュームから抽出された前記領域で前記合成 2 D 画像を強化するステップと、

前記抽出された領域の位置で前記再構成された 3 D ボリュームへの前記合成 2 D 画像のマッピングを強化するステップと

をさらに実行させる、請求項 1 に記載の少なくとも 1 つのコンピュータ可読記憶媒体。

【請求項 8】

前記命令は、実行時に、前記少なくとも 1 つのプロセッサに、

前記再構成された 3 D ボリュームの領域を抽出するステップと、

前記再構成された 3 D ボリュームから抽出された前記領域で前記 X 線画像を強化するステップと

をさらに実行させ、

前記合成 2 D 画像生成アルゴリズムは、前記再構成された 3 D ボリュームから、前記合成 2 D 画像と前記強化された X 線画像との間の類似度指標に基づいて生成される、請求項 1 に記載の少なくとも 1 つのコンピュータ可読記憶媒体。

【請求項 9】

前記 X 線画像を取得するためのエネルギーは、前記複数の二次元 (2 D) トモシンセシス投影画像を取得するためのエネルギーよりも大きい、請求項 1 に記載の少なくとも 1 つのコンピュータ可読記憶媒体。

【請求項 10】

前記合成 2 D 画像生成アルゴリズムを生成するステップは、前記合成 2 D 画像生成アルゴリズムが前記合成 2 D 画像と前記 X 線画像との間の類似度指標を最小化する傾向であるように、トレーニングモデルを使用して前記合成 2 D 画像生成アルゴリズムを決定するステップを含む、請求項 1 に記載の少なくとも 1 つのコンピュータ可読記憶媒体。

【請求項 11】

前記モデルは、人工ニューラルネットワークモデルを含む、請求項 1 に記載の少なくとも 1 つのコンピュータ可読記憶媒体。

【請求項 12】

命令を含んでいる少なくとも 1 つのコンピュータ可読記憶媒体であって、

前記命令は、実行時に、少なくとも 1 つのプロセッサに、少なくとも

器官の複数の二次元 (2 D) トモシンセシス投影画像を、X 線エミッタを前記器官に対する複数の向きへと回転させ、前記複数の 2 D トモシンセシス投影画像の各々の投影画像について前記エミッタから第 1 のレベルの X 線エネルギー投入を放射することによって取得するステップ (1 2 1 0) と、

第 2 のレベルの X 線エネルギー投入で前記器官の X 線画像を取得するステップ (1 2 2 0) と、

ボリューム再構成アルゴリズムを、前記複数の二次元 (2 D) トモシンセシス投影画像から、少なくとも前記ボリューム再投影と前記 X 線画像との間の類似度指標に基づいて生成するステップ (1 2 3 0) と、

前記ボリューム再構成アルゴリズムをインスタンス化するモデルを展開するステップ (1 2 4 0) と

を実行させる、少なくとも 1 つのコンピュータ可読記憶媒体。

【請求項 13】

前記ボリューム再構成アルゴリズムを生成するステップは、前記ボリューム再構成アルゴリズムが前記ボリューム再構成アルゴリズムを使用して形成されるボリューム再投影と前記 X 線画像との間の前記類似度指標を最小化する傾向であるように、トレーニングモデルを使用して前記ボリューム再構成アルゴリズムを決定するステップを含む、請求項 1 2 に記載の少なくとも 1 つのコンピュータ可読記憶媒体。

【請求項 14】

前記複数の 2 D トモシンセシス投影画像および前記 X 線画像はさらに、前記 X 線エミッタから放射された X 線を受け取る検出器にて取得され、

10

20

30

40

50

前記命令は、実行時に、前記少なくとも1つのプロセッサに、
前記複数の2D投影画像または前記X線画像の少なくとも一方にダイナミックレンジ補正係数を適用するステップ
をさらに実行させる、請求項12に記載の少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体

【請求項15】

命令を含んでいる少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体であって、
前記命令は、実行時に、少なくとも1つのプロセッサに、少なくとも
器官の複数の二次元(2D)トモシンセシス投影画像を、X線エミッタを前記器官に対
する複数の向きへと回転させ、前記複数の投影画像の各々の投影画像について前記エミッタから第1のレベルのX線エネルギー投入を放射することによって取得するステップ(1310)と、

第2のレベルのX線エネルギー投入で前記器官のX線画像を取得するステップ(1320)と、

画像強化アルゴリズムを、前記複数の2Dトモシンセシス投影画像からの中央トモシンセシス投影から、前記画像強化アルゴリズムの出力と前記X線画像との間の類似度指標に基づいて生成するステップ(1330)と、

前記画像強化アルゴリズムをインスタンス化するモデルを展開するステップ(1340)と

を実行させる、少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本開示は、広くには、画像再構成に関し、より詳しくは、深層学習ベースの画像再構成のためのシステムおよび方法に関する。

【背景技術】

【0002】

放射線撮影が、対象のオブジェクトにおける異常を探すために、一般的に使用されている。放射線撮影画像は、例えば患者の器官などのオブジェクトの投影を表す。より具体的な例(ただし、これに限られるわけではない)において、器官は乳房であり、画像はマンモグラフィ画像である。マンモグラフィは、乳がんの検診および診断に数十年にわたって使用されてきた。放射線撮影画像は、一般に、X線がオブジェクトを横切って検出器に到達するように、X線を放射するソースとX線の検出器との間にオブジェクトを配置することによって取得される。このようにして、放射線撮影画像は、検出器によってもたらされるデータから構成され、X線の方向に検出器へと投影されたオブジェクトを表す。

【0003】

マンモグラフィの場合、経験豊富な放射線科医は、例えば微小石灰化、腫瘍、または他の影などの潜在的な問題を示す放射線医学に係る徴候を区別することができる。しかしながら、二次元(2D)投影画像においては、組織の重なり合いによって病変が隠れてしまう可能性があり、いずれにせよ対象のオブジェクトにおける病変の実際の位置は不明であり、医師は投影方向における放射線医学に係る徴候の位置についていかなる情報も有さない。

【0004】

トモシンセシスが、これらの問題に対処するために使用される。トモシンセシスにおいては、器官の三次元(3D)表現を、一連の連続したスライスとして得ることができる。スライスは、さまざまな角度での対象のオブジェクトの投影から再構成される。これを行うために、対象のオブジェクトは、通常は、X線を放射するソースとX線の検出器との間に配置される。ソースおよび/または検出器は、検出器へのオブジェクトの投影の方向を(例えば、30度の角度範囲にわたって)変えることができるように可動である。これにより、対象のオブジェクトのいくつかの投影が異なる角度のもとで取得され、そこから、

オブジェクトの三次元表現を、例えば通常は再構成法によって再構成することができる。

【0005】

各々の投影において、X線の放射線量は、当然ながら、標準的なマンモグラフィに使用される線量よりも少ない。例えば、標準的なマンモグラフィによる放射線量をDとし、トモシンセシスに使用される投影の数をNとすると、各々の投影に使用される放射線量は、通常はおおむねD/Nである。

【0006】

現時点において、標準的なマンモグラフィおよびトモシンセシスの両方が放射線技師によって使用されているが、各々の技術が利点を有している。標準的なマンモグラフィは、微小石灰化の撮像においてトモシンセシスよりも優れている。これは、おそらくは、個々の標準的なマンモグラフィ画像がより多くのエネルギーおよび線量を使用して取得されること、およびトモシンセシスにおける再構成プロセスがすでに小さい石灰化のエッジをぼかす傾向にあることに起因する。トモシンセシスは、トモシンセシスにおける再構成が、器官内の塊状物ならびに器官内の対象のオブジェクトからの重なり合いおよび逆投影エラーを適切に特定するため、有棘塊状物の撮像に優れている。

【0007】

放射線科医は、各々の技術の利点を利用するために標準的なマンモグラフィ画像およびトモシンセシス画像の両方を取得することができるが、これらの撮像プロセスは、典型的には、放射線科医が撮像技術の間の切り換えを行うことによって順次に行われる。

【0008】

近年において、デジタル乳房トモシンセシス(DBT)およびコントラスト強調デジタル乳房トモシンセシス(CE-DBT)が、効果的ながん検出技術であることが証明されている。DBTは、X線を使用して乳房の三次元(3D)画像を生成する。多くの角度から各々の乳房の複数のX線写真を撮影することによって、コンピュータが、異常の検出に使用される3D画像を生成することができる。DBT/CE-DBTプロセスの重要部分は画像再構成であり、なぜならば、放射線科医が診断を決定するためにレビューするデータの内容に直接影響するからである。画像を再構成するために、アルゴリズムが、ノイズおよびストリークラインを減らすようにトレーニングされ、使用される。アルゴリズムの複雑さにもかかわらず、DBTプロセスは、典型的には、完璧な画像再構成をもたらしていない。

【先行技術文献】

【特許文献】

【0009】

【特許文献1】米国特許出願公開第2019/102916号明細書

【図面の簡単な説明】

【0010】

【図1】対象のオブジェクトの1つ以上の画像を取得するための典型的な撮像システムを示している。

【図2】器官に対するソース/エミッタの典型的な動きを示している。

【図3】典型的な画像処理システムを示している。

【図4】図3の典型的な画像処理システムのトレーナおよびモデラの典型的な実施態様を示している。

【図5】典型的な深層学習ニューラルネットワークを示している。

【図6】畳み込みニューラルネットワークとしての図5の典型的なニューラルネットワークの特定の実施態様を示している。

【図7】画像解析畳み込みニューラルネットワークの典型的な実施態様を示している。

【図8】画像を処理および/または他のやり方で評価するための深層学習ネットワークを適用するための典型的な構成を示している。

【図9】ボリューム画像データを提供するためのトモシンセシス取得を使用した図5の例のトレーニングネットワークの典型的なトレーニングを示している。

10

20

30

40

50

【図10】図5の例のトレーニングネットワークの典型的なテストを示している。

【図11】図1～図10の典型的なシステムを実現するための典型的な機械可読命令を表すフローチャートを示している。

【図12】図1～図10の典型的なシステムを実現するための典型的な機械可読命令を表すフローチャートを示している。

【図13A】図1～図10の典型的なシステムを実現するための典型的な機械可読命令を表すフローチャートを示している。

【図13B】図1～図10の典型的なシステムを実現するための典型的な機械可読命令を表すフローチャートを示している。

【図14A】図1～図10の典型的なシステムを実現するための典型的な機械可読命令を表すフローチャートを示している。

【図14B】図1～図10の典型的なシステムを実現するための典型的な機械可読命令を表すフローチャートを示している。

【図15】図1～図10の典型的なシステムを実現するための典型的な機械可読命令を表すフローチャートを示している。

【図16】図11～図15の方法を実施するために使用することができるプロセッサの図である。

【発明の概要】

【0011】

図面は一定の縮尺ではない。むしろ、複数の層および領域を分かりやすくするために、層の厚さが図面において増やされている場合がある。可能な限り、同じ参照番号が、図面および付随の書面による説明の全体を通して、同一または同様の部分を指して用いられる。本特許において使用されるとき、何らかの部分（例えば、層、フィルム、領域、またはプレート）が何らかのやり方で別の部分の上に置かれている（例えば、・・・上に置かれ、・・・上に位置し、・・・上に配置され、あるいは・・・上に形成され、など）という表現は、該当の部分が別の部分に接触していること、または該当の部分が1つ以上の介在部分を間に位置させつつ別の部分の上方にあることを意味する。何らかの部分が別の部分に接触しているという表現は、2つの部分の間に介在部分が存在しないことを意味する。

【0012】

特定の例は、深層学習ベースの画像再構成のための方法およびシステムを提供する。

【0013】

特定の例は、命令を含んでいる少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体を提供し、前記命令は、実行時に、少なくとも1つのプロセッサに、少なくとも、器官の複数の二次元（2D）トモシンセシス投影画像を、X線エミッタを前記器官に対する複数の向きへと回転させ、前記複数の2Dトモシンセシス投影画像の各々の投影画像について前記エミッタから第1のレベルのX線エネルギー投入を放射することによって取得するステップと、前記複数の2Dトモシンセシス投影画像から前記器官の三次元（3D）ボリュームを再構成するステップと、第2のレベルのX線エネルギー投入で前記器官のX線画像を取得するステップと、合成2D画像生成アルゴリズムを、前記再構成された3Dボリュームから、前記合成2D画像と前記X線画像との間の類似度指標に基づいて生成するステップと、前記合成2D画像生成アルゴリズムをインスタンス化するモデルを展開するステップとを実行させる。

【0014】

特定の例は、命令を含んでいる少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体を提供し、前記命令は、実行時に、少なくとも1つのプロセッサに、少なくとも、器官の複数の二次元（2D）トモシンセシス投影画像を、X線エミッタを前記器官に対する複数の向きへと回転させ、前記複数の2Dトモシンセシス投影画像の各々の投影画像について前記エミッタから第1のレベルのX線エネルギー投入を放射することによって取得するステップと、第2のレベルのX線エネルギー投入で前記器官のX線画像を取得するステップと、ボリューム再構成アルゴリズムを、前記複数の二次元（2D）トモシンセシス投影画像から、前記ボ

10

20

30

40

50

リユーム再投影と前記 X 線画像との間の類似度指標に基づいて生成するステップと、前記ボリューム再構成アルゴリズムをインスタンス化するモデルを展開するステップとを実行させる。

【0015】

特定の例は、命令を含んでいる少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体を提供し、前記命令は、実行時に、少なくとも1つのプロセッサに、少なくとも、器官の複数の二次元(2D)トモシンセシス投影画像を、X線エミッタを前記器官に対する複数の向きへと回転させ、前記複数の投影画像の各々の投影画像について前記エミッタから第1のレベルのX線エネルギー投入を放射することによって取得するステップと、第2のレベルのX線エネルギー投入で前記器官のX線画像を取得するステップと、画像強化アルゴリズムを、前記複数の2Dトモシンセシス投影画像からの中央トモシンセシス投影から、前記画像強化アルゴリズムの出力と前記X線画像との間の類似度指標に基づいて生成するステップと、前記画像強化アルゴリズムをインスタンス化するモデルを展開するステップとを実行させる。

10

【0016】

特定の例は、命令を含んでいる少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体を提供し、前記命令は、実行時に、少なくとも1つのプロセッサに、少なくとも、器官の複数の二次元(2D)トモシンセシス投影画像を、X線エミッタを前記器官に対する複数の向きへと回転させ、前記複数の投影画像の各々の投影画像について前記エミッタから第1のレベルのX線エネルギー投入を放射することによって取得するステップと、前記複数の2D投影画像を劣化させ、前記第1のレベルのX線エネルギー投入よりも低いレベルのX線エネルギー投入で取得されたように見える一式の劣化させたトモシンセシス投影画像を形成するステップと、画像強化アルゴリズムを、前記画像強化アルゴリズムの出力と前記元の投影との間の類似度指標を最小化する傾向の前記一式の劣化させたトモシンセシス投影画像から生成するステップと、前記画像強化アルゴリズムをインスタンス化するモデルを展開するステップとを実行させる。

20

【0017】

特定の例は、命令を含んでいる少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体を提供し、前記命令は、実行時に、少なくとも1つのプロセッサに、少なくとも、器官の複数の二次元(2D)トモシンセシス投影画像を、X線エミッタを前記器官に対する複数の向きへと回転させ、前記複数の投影画像の各々の投影画像について前記エミッタから第1のレベルのX線エネルギー投入を放射することによって取得するステップと、前記複数の2Dトモシンセシス投影画像から前記器官の元の三次元(3D)ボリュームを再構成するステップと、前記複数の2D投影画像を劣化させ、前記第1のレベルのX線エネルギー投入よりも低いレベルのX線エネルギー投入で取得されたように見える一式の劣化させたトモシンセシス投影画像を形成するステップと、ボリューム再構成アルゴリズムを、前記ボリューム再構成アルゴリズムの出力と前記元の3Dボリュームとの間の類似度指標を最小化する傾向の前記一式の劣化させたトモシンセシス投影画像から生成するステップと、前記ボリューム再構成アルゴリズムをインスタンス化するモデルを展開するステップとを実行させる。

30

【発明を実施するための形態】

40

【0018】

以下の詳細な説明において、本明細書の一部を形成する添付の図面を参照するが、図面には、実施され得る具体的な例が例示として示されている。これらの例は、本主題の実施を当業者にとって可能にするように十分に詳しく説明されており、他の例も利用可能であることを理解すべきである。したがって、以下の詳細な説明は、典型的な実施態様を説明するために提示されており、本開示に記載される主題の技術的範囲を限定するものと解釈されるべきではない。以下の説明の別々の態様からの特定の特徴を組み合わせ、以下で説明される主題のさらなる新たな態様を形成することができる。

【0019】

本開示の種々の実施形態の要素を紹介する場合に、冠詞「1つの(a)」、「1つの(

50

an)」、「前記(the)」、および「前記(said)」は、その要素が1つ以上存在することを意味するように意図される。「・・・を備える(comprising)」、「・・・を含む(including)」、および「・・・を有する(having)」という用語は、包括的であるように意図され、列挙された要素以外のさらなる要素が存在してもよいことを意味する。

【0020】

本明細書において使用されるとき、「システム」、「ユニット」、「モジュール」、などという用語は、1つ以上の機能を実行するよう動作するハードウェアおよび/またはソフトウェアシステムを含むことができる。例えば、モジュール、ユニット、またはシステムは、コンピュータメモリなどの、有形の非一時的なコンピュータ可読記憶媒体に格納された命令に基づいて動作を実行するコンピュータプロセッサ、コントローラ、および/または他の論理ベースのデバイスを含むことができる。あるいは、モジュール、ユニット、またはシステムは、デバイスの有線のロジックに基づいて動作を実行する有線デバイスを含むことができる。添付の図面に示されるさまざまなモジュール、ユニット、エンジン、および/またはシステムは、ソフトウェアまたは有線の命令に基づいて動作するハードウェア、動作を実行するようにハードウェアを導くソフトウェア、あるいはそれらの組み合わせを表すことができる。

10

【0021】

本明細書において使用されるとき、用語「マッピング」は、撮像されたオブジェクト内の場所の位置を、オブジェクトについて取得された1つ以上の画像内の対応する場所へと変換することを示す。これに代え、あるいはこれに加えて、マッピングは、第1の画像内の或る地点が、他の関連の画像内の同じ地点へと、それらの場所の座標が合成二次元画像、三次元ボリューム、などを形成するときに相関付けられるようにマッピングされるような複数の画像またはビュー内の共通の地点の間の相関関係を指すことができる。例えば、3Dオブジェクトの各々の要素(例えば、ピクセル、ボクセル、など)は、座標系における位置を有する。3Dオブジェクトの要素のマッピングは、3Dオブジェクトからのデータ点を、生成された2Dまたは3D画像の対応するデータ点へと変換することを意味する。

20

【0022】

本明細書において使用されるとき、用語「投影」または「投影画像」は、特定の角度またはビューからのX線の放射から得られた画像を意味する。投影を、3Dオブジェクトについて一式の投影画像を異なる角度からキャプチャし、ボリュームを再構成し、さらには/あるいは合成2D画像を生成するようにマッピングし、あるいは組み合わせる/融合させるマッピングの特定の例と考えることができる。各々の投影画像は、中央投影(例えば、ベース投影、垂直投影、ゼロ角度投影、など)に対してキャプチャされる。投影から得られる画像は、元の3Dオブジェクトとほぼ同一の3D再構成画像、または各々の投影を統合して各々のビューの情報を活用する合成2D画像のいずれかである。

30

【0023】

本明細書において使用されるとき、用語「取得ジオメトリ」は、一連の2D投影を取得するための3Dオブジェクト(例えば、検出器)に対するX線ソースの特定の経路または動きである。

40

【0024】

特定の例が、医療現場またはヘルスケア現場の文脈において以下で説明されるが、他の例は、医療環境以外の環境で実施可能である。

【0025】

多数のさまざまな応用において、深層学習技術が、マシンに生データを与え、データ分類に必要な表現を決定することを可能にする学習方法を利用している。深層学習は、深層学習マシンの内部パラメータ(例えば、ノードの重み)を変更するために使用される逆伝搬アルゴリズムを使用して、データセット内の構造を突き止める。深層学習マシンは、さまざまな多層アーキテクチャおよびアルゴリズムを利用することができる。例えば、機械

50

学習は、ネットワークのトレーニングに使用されるべき特徴の識別を必要とするが、深層学習は、外部の識別を必要とすることなく、生データを処理して関心の特徴を識別する。

【0026】

ニューラルネットワーク環境における深層学習は、ニューロンと呼ばれる多数の相互接続されたノードを含む。入力ニューロンが、外部のソースから活性化され、他のニューロンをマシンパラメータによって支配される他のニューロンへの接続に基づいて活性化させる。ニューラルネットワークは、自身のパラメータに基づく特定の様相で挙動する。学習によってマシンパラメータ、したがってネットワーク内のニューロン間の接続がリファインされ、ニューラルネットワークが所望の様相で挙動するようになる。

【0027】

深層学習は、多くのデータセットが低レベルの特徴を含む高レベルの特徴を含むという理解に基づいて動作する。例えば、画像を調べる際に、オブジェクトを探すよりもむしろ、探しているオブジェクトを形成する部分を形成するモチーフを形成するエッジを探す方が効率的である。特徴のこれらの階層を、音声およびテキストなどの多数のさまざまなデータ形式において見ることができる。

【0028】

医療分野における深層学習技術の典型的な使用は、マンモグラフィである。マンモグラフィは、乳がんおよび他の異常の検診に使用される。伝統的に、マンモグラムは、X線フィルム上に形成されている。しかしながら、最近では、マンモグラムをデジタル形式で取得することによって取得画像の分析および保管を容易にするフラットパネルデジタルイメージャが導入されている。さらに、乳房の三次元画像の取得が大いに注目され、技術開発が行われている。三次元(3D)マンモグラフィは、デジタル乳房トモシンセシス(DBT)とも呼ばれる。二次元(2D)マンモグラフィは、フルフィールドデジタルマンモグラフィであり、合成2Dマンモグラフィは、DBTボリュームの個々の拡張スライス(例えば、1mm、2mm、など)を組み合わせることで、3Dデータから導出された2D写真を生成する。乳房トモシンセシスシステムは、各々がX線ソースの異なる角度変位において取得された一連の二次元(2D)投影画像から、3D画像ボリュームを再構成する。再構成された3D画像ボリュームは、典型的には、画像データの複数のスライスとして提示され、スライスは、イメージング検出器に平行な平面上で幾何学的に再構成される。

【0029】

学習された観察可能な特徴には、教師あり学習においてマシンによって学習されたオブジェクトおよび定量化可能な規則が含まれる。十分に分類されたデータの大きなセットが提供されたマシンは、新たなデータの成功裏の分類に関する特徴の識別および抽出へと良好に準備されている。

【0030】

深層学習マシンは、データの特徴を人間の専門家によって確認された特定の分類に適切に結び付けることができる。反対に、同じマシンは、人間の専門家による誤った分類が与えられた場合に、分類のためのパラメータを更新することができる。例えば、設定および/または他の構成情報を、設定および/または他の構成情報の学習された使用によって導くことができ、システムがより多く使用される(例えば、繰り返し使用され、さらには/あるいは複数のユーザによって使用される)場合、所与の状況において、設定および/または他の構成情報に関するいくつかの変動および/または他の可能性を減らすことができる。

【0031】

典型的な深層学習ニューラルネットワークは、例えば、専門家によって分類されたデータセットについてトレーニング可能である。このデータセットは、ニューラルネットワークの第1のパラメータを構築し、これは教師あり学習の段階であると考えられる。教師あり学習の段階において、ニューラルネットワークを、所望の挙動が達成されたか否かについてテストすることができる。

10

20

30

40

50

【 0 0 3 2 】

ひとたび所望のニューラルネットワーク挙動が達成される（例えば、マシンが特定のしきい値に従って動作するようにトレーニングされる）と、マシンを使用（例えば、「本物の」データによってマシンをテストするなど）のために展開することができる。動作時に、ニューラルネットワークの分類を、ニューラルネットワークの挙動を改善し続けるために（例えば、専門家ユーザ、エキスパートシステム、参照データベース、などによって）確認または拒否することができる。したがって、ニューラルネットワークの挙動を決定する分類のパラメータを、進行中の相互作用に基づいて更新することができる。特定の例において、ニューラルネットワークは、別のプロセスに直接的なフィードバックを提供することができる。特定の例において、ニューラルネットワークは、別のプロセスへの提供前に（例えば、クラウドなどを介して）バッファおよび検証されるデータを出力する。

10

【 0 0 3 3 】

畳み込みニューラルネットワーク（CNN）を用いた深層学習マシンを、データ解析に用いることができる。CNN解析の段階を使用して、画像投影データ内のピクセルの高さ（ i, j ）、CADを使用した画像データ内の病変の存在、などを評価および/または他のやり方で推定することができる。

【 0 0 3 4 】

深層学習マシンは、画像解析を改善するためのコンピュータ支援の検出サポート、および患者のコンピュータ支援の診断を提供することができる。教師あり深層学習は、例えば、誤分類への感受性の軽減に役立つことができる。深層学習マシンは、教師ありトレーニングにおいて利用することができる小さなデータセットに対処するために、医師との対話時に転移学習を利用することができる。これらの深層学習マシンは、それらのコンピュータ支援診断を時間とともに改善することができる。

20

【 0 0 3 5 】

典型的なシステムおよび関連の方法

図1は、対象のオブジェクトの1つ以上の画像を取得するための典型的な撮像システム100を示している。典型的なシステム100は、検出器145に面するX線ビームソース140を含む。X線ビームソースまたはエミッタ140と、検出器145とは、アーム144によって接続されている。対象のオブジェクト132を、検出器145とソース140との間に配置することができる。図1の例において、X線ソース140は、単一の検出器145の上方を、円弧を描くように移動する。検出器145と、円弧（破線を参照）を辿るX線ソース140'および140''の複数の位置とが、破線/実線にて、一部分の斜視図に示されている。図1の例に示される構成において、検出器145は図示の位置に固定され、X線ソース140のみが移動する。角度 α は、ゼロ方向と他の方向（141および142など）とによって囲まれる投影角度である。この構成を使用して、乳房（例えば、対象のオブジェクト132）の組織の複数のビューを、少なくとも1つのX線ソース140によって取得することができる。 α が最も小さい投影またはゼロ方向に最も近い投影は、近似により、中央投影またはゼロ投影と呼ばれる。

30

【 0 0 3 6 】

さらに図1を参照すると、左側に、検出器145とX線ソース140とを含む撮像システム100の一部分の斜視図が示されている。X線ソースの種々の位置140、140'、および140''が、X線ソース140の移動を示すために大まかに描かれている。直線として示されているゼロ投影105を含む9つの異なる投影ビュー101、102、102、103、104、106、107、108、109が存在し、いずれも検出器145の中心を向いている。

40

【 0 0 3 7 】

患者（図示せず）は、マンモグラフィアームの前方に位置する。例えば、中外斜位方向（MLO）ビューを得るために、マンモグラフィ技術者181は、所望の投影のための角度（30度～60度であり、45度が図1の斜視図に示される好ましいゼロ投影を表す）を設定する。通常の検診マンモグラフィにおいては、乳房組織のより多くの部分を画像化

50

できるため、斜めのMLOビューが横方向の90度の投影よりも好ましい。

【0038】

ディスプレイユニット170に示される対象のオブジェクト132は、最適な画質のために放射線曝露の最中の乳房の均一な圧迫および固定を保証する役に立つ圧迫パドル133によって圧迫された乳房である。乳房132は、例えば、検出器145の平面に垂直なゼロ方向143において位置特定された石灰化としての点状のオブジェクト131を含む。ユーザは、例えば、診断のために石灰化または他の臨床関連構造をレビューすることができる。ディスプレイ170は、主として乳房132の中央部分をレビューすることができる2Dマンモグラフィビューを示している。

【0039】

検出器145およびX線ソース140は、データ取得ライン155を介して処理ユニット150に接続された取得ユニットを形成する。処理ユニット150は、例えば、アーカイブライン165を介して接続されてよいメモリユニット160を含む。

【0040】

医療専門家などのユーザは、ユーザインターフェース180を介して制御信号を入力することができる。そのような信号は、信号ライン185を介してユーザインターフェース180から処理ユニット150へと伝えられる。典型的なシステム100を使用して、2Dマンモグラムであるように見える強化された2D投影画像を取得することができる。この高品質の画像に基づいて、放射線科医および/または他のユーザは、乳房の検診に関連する臨床徴候を特定することができる。さらに、トモシンセシスによって取得された新たな2D投影画像と比較するために、履歴の保存済みの2Dマンモグラムを表示することができる。トモシンセシス画像をレビューおよびアーカイブすることができ、CADシステム、ユーザ、などが、3Dマークをもたらすことができる。画像データから得られた点状のオブジェクトまたは他のオブジェクトの高さマップを、CADシステムによって3Dマークに基づいてもたらされ、3Dレビューを通じてユーザによって示されるなどの高さ情報と、組み合わせることができる。さらに、ユーザは、2Dフルボリューム画像をアーカイブするように決定でき、さらに/あるいは他の画像がアーカイブされる。これに代え、あるいはこれに加えて、画像の保存および保管を自動的に行うことができる。

【0041】

特定の例において、メモリユニット160は、処理ユニット150に統合されてよく、さらには/あるいは処理ユニット150から分離されていてもよい。メモリユニット160は、2Dの強化された投影画像および/またはトモシンセシス3D画像などのデータの格納を可能にする。一般に、メモリユニット160は、例えばハードディスクまたはCD-ROM、ディスク、ROM/RAMメモリ、DVD、ネットワークまたはインターネットなどのデジタルソース、などのコンピュータ可読媒体を含むことができる。処理ユニット150は、メモリユニット160に格納されたプログラム命令を実行するように構成され、これらのプログラム命令は、コンピュータに本明細書に開示および記載の方法を実行させ、さらには/あるいは本明細書に開示および記載のシステムを実現させる。本方法の実行および/または本システムの実現の1つの技術的效果は、通常は高品質の画像を得るために追加のX線曝露を使用して取得される既知の2Dマンモグラムを強化された2D投影画像で置き換えることができるため、X線ソースの使用を少なくできることである。

【0042】

図2が、器官Oに対するソース/エミッタ140の典型的な動きを示している。エミッタ140が器官の周りを回転するとき、エミッタ140は、器官を通して検出器145へとX線を導くためのビーム成形(図示せず)をさらに含むことができる。図2の例に示されるように、オブジェクトOは、オブジェクトを圧迫するために下部支持体202と圧迫支持体204との間に配置され、検出器145は、下部支持体202に一体化されている。他の例においては、オブジェクト/器官を、支持体202および/または204を用いずに検出器145に対して配置することができる。エミッタ140は、例えば、器官Oの

10

20

30

40

50

周りで、器官Oに対する複数の向きへと回転可能であってよい。一例においては、エミッタ140を、器官Oに対して全体として30度の円弧にて回転させることができ、あるいは器官Oに対して各方向（時計回りおよび反時計回り）に30度回転させることができる。これらの回転の円弧が、あくまでも例にすぎず、使用可能な角度の範囲を限定しようとするものではないことを、理解できるであろう。

【0043】

エミッタ140を、器官Oおよび検出器145の一方または両方に直交する位置に位置させることができることを、理解できるであろう。この直交位置または中心位置において、とくには単一のエミッタ140および検出器145がFFDM画像およびデジタル乳房トモシンセシス(DBT)投影画像の両方を取得するために使用される典型的な構成において、フルフィールドデジタルマンモグラフィ(FFDM)を取得することができる。DBT投影画像は、器官Oの周りのエミッタ140のさまざまな角度で取得される。さまざまな撮像ワークフローを、典型的なシステム100を使用して実施することができる。一例においては、FFDM画像が、器官に直交する位置で取得され、DBT投影画像が、器官Oに直交するエミッタ140の位置で取得されるDBT投影画像を含めて、器官Oに対するさまざまな角度で取得される。再構成の際に、DBT投影画像およびFFDM画像が使用され、例えば器官の3Dボリュームが再構成される。

10

【0044】

一例において、DBT投影画像は、器官に対するエミッタ140のさまざまな角度で取得される。しかしながら、DBT投影画像は、器官に直交するエミッタ140の位置では取得されない。代わりに、FFDM画像が取得される。器官の3Dボリュームは、DBT投影画像およびFFDM画像の両方を使用して再構成される。

20

【0045】

別の例において、DBT投影画像は、器官に直交する位置を含む器官に対するエミッタ140のさまざまな角度で取得される。FFDM画像が、器官に直交して取得される。器官の3Dボリュームの再構成において、FFDM画像は、器官Oに直交するエミッタ140で取得されたDBT投影画像を置き換える。

【0046】

別の例においては、DBT投影画像が、器官の周りで、器官に対するエミッタ140のさまざまな角度で取得される。すでに述べたように、各々の個別のDBT投影画像のエネルギー投入のレベルは、典型的には、FFDMが取得されるX線エネルギーレベルよりも低い。この例では、器官に直交する位置に対する角度が最大であるDBT投影画像において、X線エネルギー投入が最低であり、その後の各々のDBT投影画像の取得に使用されるX線エネルギー投入が、器官に対するエミッタ140の角度が直交に近づくにつれて増加し、器官に直交して取得されるDBT投影画像が、FFDM画像の取得のX線エネルギーに近づき、あるいはFFDM画像の取得のX線エネルギーに等しくなるように、DBT投影画像の取得の全体にわたって動的なエネルギー投入が使用される。

30

【0047】

デジタルマンモグラフィ画像とも呼ばれるFFDM画像は、オブジェクト内の小さな視野(FOV)ではなく、オブジェクト(例えば、乳房など)の全視野の撮像を可能にする。デジタル検出器145は、移動およびオブジェクト全体の一部分を表す複数の画像の組み合わせを必要とするのではなく、ターゲットオブジェクトOの全視野の撮像を可能にする。

40

【0048】

特定の例においては、合成2D画像をトモシンセシス取得データから生成でき、得られる合成2D画像は、オブジェクトについて取得されたFFDM画像と診断品質において少なくとも同様に良好である。合成2D画像においてこの診断品質の分解能を達成するために、例えばトモシンセシスデータに機械学習を適用することができる。しかしながら、深層学習アルゴリズムは、ネットワークモデルの内部パラメータを最適化するために大量の真データを必要とし、キュレーションされた真データの収集は、痛みを伴い、費用がかか

50

る。したがって、特定の例においては、D B Tおよび2 Dマンモグラフィ画像を含む組み合わせ事例を利用して、学習アルゴリズム（例えば、深層学習アルゴリズム、他の機械学習アルゴリズム、など）をトレーニングすることができる。したがって、例えば複数のサイトからのおそらく何千もの事例の組み合わせ画像データを利用して、ネットワークモデルをトレーニングすることができる。F F D Mの取得は、F F D M画像を忠実に反映し、さらにはノあるいはF F D M画像にきわめて類似（例えば、特定のアーチファクトノノイズ限界ならびにノあるいは他のエラー許容範囲の範囲内など）した合成2 D画像を学習ネットワークが生成したことを確認するための「真画像」として役立つことができる。特定の例においては、ネットワークモデルによって出力された合成2 D画像をボリューム情報（例えば、有棘塊状物など）で強化して、F F D M画像よりも優れた強化画像を生成することができる。

10

【0049】

したがって、特定の例においては、器官の複数の2 Dトモシンセシス投影画像を、X線エミッタ140を器官に対する複数の向きへと回転させ、複数の投影画像のうちの各々の投影画像についてエミッタ140から第1のレベルのX線エネルギー投入を放射することによって取得することで、対象の器官およびノまたは他のオブジェクトを撮像することができる。次いで、器官の3 Dボリュームが、複数のトモシンセシス投影画像から再構成される。器官のX線画像は、第2のレベルのX線エネルギー投入で取得される。学習ネットワークモデルが、例えば合成2 D画像と得られたX線画像（例えば、F F D M画像およびノまたは強化F F D M画像など）との間の類似度指標を減少させ、あるいは最小化する傾向の3 Dボリュームおよびノまたは2 D投影からの相関を作成することによって、ネットワークモデルにおいてインスタンス化される合成2 D画像生成アルゴリズムを生み出すために使用される。

20

【0050】

特定の例においては、3 Dボリュームの各々の平面が2 D X線画像の画像ジオメトリに一致させられる。深層学習およびノまたは他の機械学習ネットワークによる学習は、円錐再構成を使用して3 Dボリュームを再構成することによって促進される（例えば、平面内のオブジェクトは、あたかもソースが検出器の平面から無限の距離に位置しているかのように実際のサイズと比較して拡大される）。円錐再構成を使用し、選択プロセスが並列に生じ、幾何学的変換は必要でない。3 Dボリュームは、例えば、コンボ-F F D M取得のソース位置（例えば、D B T中央投影とは違ってよい）に従って再構成される。

30

【0051】

特定の例においては、3 Dボリュームの領域を抽出することができ、3 Dボリュームから抽出された領域で合成2 D画像を強化して、抽出された領域の位置での3 Dボリュームへの合成2 D画像のマッピングを強化することができる。ネットワークによって提供される合成2 D画像を、F F D Mを凌ぐように、有棘塊状物などの3 Dボリュームにおいてのみ見ることができる情報で強化することができる。

【0052】

特定の例においては、器官の複数の2 Dトモシンセシス投影画像を、X線エミッタ140を器官に対する複数の向きへと回転させ、複数の投影画像のうちの各々の投影画像についてエミッタ140から第1のレベルのX線エネルギー投入を放射することによって取得することで、患者の器官を撮像することができる。次いで、器官のX線画像を、第2のレベルのX線エネルギー投入で取得することができる。ボリューム再構成アルゴリズムは、ボリューム再投影とX線画像との間の類似度指標を最小化し、あるいは低減する傾向のトモシンセシス投影からのモデルによって学習させられる。

40

【0053】

特定の例においては、器官の複数の2 Dトモシンセシス投影画像を、X線エミッタ140を器官に対する複数の向きへと回転させ、複数の投影画像のうちの各々の投影画像についてエミッタ140から第1のレベルのX線エネルギー投入を放射することによって取得することで、器官およびノまたは他のターゲットを撮像することができる。器官のX線画像

50

は、第2のレベルのX線エネルギー投入で取得される。画像強化アルゴリズムが、学習ネットワークによって、例えばアルゴリズムの出力とX線画像との間の類似度指標を減少させ、あるいは最小化する傾向の中央トモシンセシス投影から学習させられる。テスト段階においては、トモシンセシス投影のみが取得される（コンボは取得されない）。画像強化アルゴリズムは、一式のトモシンセシス投影へと適用される。強化されたボリュームが、強化された投影から再構成される。合成2D画像が、例えば強化された投影/ボリュームから計算される。

【0054】

特定の例においては、器官の複数の2Dトモシンセシス投影画像を、X線エミッタ140を器官に対する複数の向きへと回転させ、複数の投影画像のうちの各々の投影画像についてエミッタ140から第1のレベルのX線エネルギー投入を放射することによって取得することで、器官を撮像することができる。特定の例においては、投影画像を、あたかも画像がより低い線量で取得されたかのように劣化させることができる。画像強化アルゴリズムが、ネットワークによって、アルゴリズムの出力と元の投影との間の類似度指標を最小化し、あるいは減少させる傾向の劣化トモシンセシス投影から学習させられる。テスト段階において、低線量トモシンセシス取得が実行される。画像強化アルゴリズムは、一式のトモシンセシス投影へと適用される。改善されたボリュームが、強化された投影から再構成される。合成2D画像が、例えば強化された投影/ボリュームから計算される。

10

【0055】

特定の例においては、器官の複数の2Dトモシンセシス投影画像を、X線エミッタ140を器官に対する複数の向きへと回転させ、複数の投影画像のうちの各々の投影画像についてエミッタ140から第1のレベルのX線エネルギー投入を放射することによって取得することで、器官が撮像される。器官の元の3Dボリュームが、複数のトモシンセシス投影画像から再構成される。投影画像を、あたかもより低い線量で取得されたかのように劣化させることができる。ボリューム再構成アルゴリズムが、例えば再構成の出力と元のボリュームとの間の類似度指標を最小化し、あるいは減少させる傾向の劣化した投影から、ニューラルネットワークによって学習させられる/ニューラルネットワークにインスタンス化される。

20

【0056】

特定の例においては、より高線量の画像が、複数の画像取得を含む複数の取得のFFDM画像を利用することによって得られる。特定の例において、機械学習アルゴリズムは、合成2D画像の出力と組み合わせFFDM画像との間の類似度指標を最小化し、あるいは減少させるように、（例えば、ニューラルネットワークモデルなどの）内部パラメータを最適化し、さらには/あるいは改善する。

30

【0057】

以前の合成2D画像は、FFDM画像よりも画質が低いと認識されていた。したがって、女性についてDBTおよびFFDMの両方の取得が行われ、患者への放射線量が2倍になっていた。FFDM画像と少なくとも同等に良好な画質の合成2D画像を生成することにより、特定の例は、合成2D画像生成に技術的改善をもたらし、患者の放射線への曝露を減らし、撮像および分析の時間を減らし、画像の取得、処理、およびレビューのための完全な3Dプロトコルの採用を促進する。

40

【0058】

これまでの合成2D画像生成においては、中央投影が、他の投影からの情報を使用して強化されるベースラインと見なされる。しかしながら、この手法は、多くの欠点を有する。例えば、中心投影は低線量のDBT投影画像であるため、ベースラインにノイズが多くなる。ノイズは、最終的な合成2D画像における望ましくないノイズにつながる。さらに、開発中の新世代のDBTシステムにおいては、リップルアーチファクトを回避するために投影の数が増加しそうである。全体としての線量は変わらないままであるが、投影ごとの線量は増加すると考えられる。したがって、ベースラインとして中央投影に依存することは、困難になりそうである。

50

【 0 0 5 9 】

F F D Mのような画像が、有用かつ信頼できるベースラインとして機能することができる。しかしながら、D B T取得からF F D M取得のように見える画像を生成するアルゴリズムを設計することは、困難な作業である。特定の例は、このような画像を生成するために機械学習を利用する。したがって、機械学習アルゴリズムは、1つ以上の投影画像を処理して、画像を合成F F D M画像としてレンダリングすることができる（例えば、投影画像のノイズ除去など）。

【 0 0 6 0 】

図3が、画像取得ユニット310と、データストア320と、モデルトレーナ330と、モデラ340と、出力プロセッサ350と、フィードバックユニット360とを含む典型的な画像処理システム300を示している。特定の例において、画像取得ユニット310は、撮像システム100を含み、さらには/あるいは撮像システム100と通信して、画像データ（例えば、F F D M画像、D B T画像データ、他の画像データ、など）を受け取り、かつ/または取得する。画像データは、データストア320（例えば、データベース、データ構造、ハードドライブ、ソリッドステートメモリ、フラッシュメモリ、他のコンピュータメモリ、など）に格納される。

10

【 0 0 6 1 】

トレーナ330およびモデラ340は、データストア320から画像および/または他のデータを受け取る。トレーナ330は、モデラ340にモデルとして展開される深層学習ネットワークおよび/または他の機械学習ネットワーク（例えば、畳み込みニューラルネットワーク、再帰ニューラルネットワーク、ランダムフォレスト、など）をトレーニングおよびテストする。トレーニングされたネットワークモデルは、データストア320からの画像データを処理し、オブジェクトについてそのオブジェクトの実際のキャプチャ画像（例えば、F F D M画像など）にきわめてよく似た合成画像を生成するために、モデラ340によって使用される。生成されたネットワークをトレーニングおよびテストするための画像入力は、トモシンセシス画像データ、再構成されたボリューム画像データ、2Dマンモグラムデータ、投影画像データ、F F D M画像データ、などを含む。

20

【 0 0 6 2 】

モデラ340は、展開された人工知能モデル（例えば、ニューラルネットワーク、ランダムフォレスト、など）を使用して、到来する画像データを処理し、実際に取得されたデジタル画像（例えば、F F D M画像など）に類似するように十分な診断品質の合成画像を形成する。モデラ340によって生成された合成画像は、表示、保存、（例えば、病変、腫瘍、などを検出するためのコンピュータ支援診断用の）別のシステムによる処理、別の装置（例えば、タブレットまたはスマートフォンなど）との通信、などのための画像出力を生成するために、出力プロセッサ350へともたらされる。

30

【 0 0 6 3 】

画像出力からのフィードバックを、フィードバックユニット360によってキャプチャし、トレーナ330に提供することができる。トレーナ330は、フィードバックを利用して、人工知能モデルを改善することができる。フィードバックを、モデルのトレーニングおよび/またはテストに使用することができる。モデラ340へと展開されるモデルのトレーナ330による再生成を定期的にトリガするために使用することができる。

40

【 0 0 6 4 】

図4が、トレーナ330およびモデラ340の典型的な実施態様を示している。図4の例に示されるように、トレーナ330は、入力プロセッサ410と、トレーニングネットワーク420と、出力検証器430と、フィードバックプロセッサ440とを含む。典型的なモデラ340は、プリプロセッサ450と、展開されたモデル460と、ポストプロセッサ470とを含む。図4の例において、F F D M画像、D B T画像データ、他の画像データ、などの入力が、入力プロセッサ410へともたらされ、入力プロセッサ410は、トレーニングネットワーク420に入力されるデータを準備する。例えば、データを、ネットワーク420に入力される画像データ（例えば、画像データピクセルおよび/また

50

はボクセル値など)を準備するために、フィルタ処理し、補足し、さらには/あるいは他のやり方で変更することができる。

【0065】

典型的なトレーニングネットワーク420は、入力プロセッサ410からの入力データを処理して、出力を生成し、出力は、出力検証器430によって検証される。したがって、トレーニングネットワーク420は、入力画像データを受け取り、FFDM画像などのフルデジタル画像の診断品質に匹敵し、あるいはそれを超える十分な診断品質を有する合成画像を生成する学習アルゴリズムを動的に形成するように、接続を発達させ、画像データを処理する。出力検証器430は、例えば、トレーニングネットワーク420から出力された合成画像データを、データストア320から提供される真のFFDM画像データと比較して、ネットワーク420の精度を検証することができる。ネットワーク420の出力が正確でない(例えば、十分な診断品質でない)場合、例えば、ネットワーク420を更新し、入力データを再び処理して、別の一式の出力合成画像データを評価のために生成するように、ネットワーク420を(例えば、ネットワークの重みを調整する、ノードの接続を変更する、などによって)修正することができる。ひとたびトレーニングネットワーク420の出力画像品質が出力検証器430によって検証されると、トレーニングネットワーク420を使用して、モデラ340用のネットワークモデル460を生成して展開することができる。

10

【0066】

定期的に、フィードバックをフィードバックプロセッサ440へともたすことができ、フィードバックプロセッサ440は、フィードバックを処理し、ネットワーク420の更新または再生成をトリガするかどうかを評価する。例えば、展開されたネットワークモデル460の合成画像出力が正確であり続ける場合、更新を行うべき理由はないかもしれない。しかしながら、例えば、ネットワークモデル460の合成画像出力が不正確になると、ネットワーク429の再生成または他の更新をトリガし、(例えば、追加のデータ、新たな制約、更新された構成、などに基づいて)更新されたネットワークモデル460を展開することができる。

20

【0067】

展開されたネットワークモデル460は、入力画像データを処理し、画像データを合成画像(例えば、合成2D画像など)へと変換するために、モデラ340によって使用される。例えばデータストア320などからの入力データが、プリプロセッサ450によって準備され、ネットワークモデル460(例えば、深層学習ネットワークモデル、機械学習モデル、他のネットワークモデル、など)へと供給される。例えば、入力画像データを、画像データがネットワークモデル460へともたされる前に、コントラスト、輝度、レベル、アーチファクト/ノイズなどを調整するために、プリプロセッサ450によって調整することができる。モデル460は、プリプロセッサ450からの画像データを処理し、合成画像データを構築する。モデル460から出力された合成画像データは、モデル460から出力されたデータをクリーンアップし、オーガナイズし、さらには/あるいは他のやり方で修正して合成2D画像を形成することができるポストプロセッサ470によって後処理される。特定の例において、ポストプロセッサ470は、合成画像の保存、表示、別のシステムへの伝達、などの前に、出力された画像データについて検証を行い、さらには/あるいは他のやり方で品質チェックを実行することができる。

30

40

【0068】

図5が、典型的な深層学習ニューラルネットワーク500を示している。典型的なニューラルネットワーク500は、層520、540、560、および580を含む。層520および540は、ニューラル接続530で接続されている。層540および560は、ニューラル接続550で接続されている。層560および580は、ニューラル接続570で接続されている。データは、入力512、514、516を介して入力層520から出力層580および出力590へと順方向に流れる。

【0069】

50

層 5 2 0 は、図 5 の例では、複数のノード 5 2 2、5 2 4、5 2 6 を含む入力層である。層 5 4 0 および 5 6 0 は、隠れ層であり、図 5 の例ではノード 5 4 2、5 4 4、5 4 6、5 4 8、5 6 2、5 6 4、5 6 6、5 6 8 を含む。ニューラルネットワーク 5 0 0 は、図示されているよりも多数または少数の隠れ層 5 4 0 および 5 6 0 を含んでもよい。層 5 8 0 は、出力層であり、図 5 の例では、出力 5 9 0 を有するノード 5 8 2 を含む。各々の入力 5 1 2 ~ 5 1 6 は、入力層 5 2 0 のノード 5 2 2 ~ 5 2 6 に対応し、入力層 5 2 0 の各々のノード 5 2 2 ~ 5 2 6 は、隠れ層 5 4 0 の各々のノード 5 4 2 ~ 5 4 8 への接続 5 3 0 を有する。隠れ層 5 4 0 の各々のノード 5 4 2 ~ 5 4 8 は、隠れ層 5 6 0 の各々のノード 5 6 2 ~ 5 6 8 への接続 5 5 0 を有する。隠れ層 5 6 0 の各々のノード 5 6 2 ~ 5 6 8 は、出力層 5 8 0 への接続 5 7 0 を有する。出力層 5 8 0 は、典型的なニューラルネットワーク 5 0 0 からの出力をもたらす出力 5 9 0 を有する。

10

【 0 0 7 0 】

接続 5 3 0、5 5 0、および 5 7 0 のうち、特定の典型的な接続 5 3 2、5 5 2、5 7 2 に追加の重みを与えることができる一方で、他の典型的な接続 5 3 4、5 5 4、5 7 4 には、ニューラルネットワーク 5 0 0 におけるより軽い重みを与えることができる。入力ノード 5 2 2 ~ 5 2 6 が、例えば、入力 5 1 2 ~ 5 1 6 を介して入力データを受信することによって活性化される。隠れ層 5 4 0 および 5 6 0 のノード 5 4 2 ~ 5 4 8 および 5 6 2 ~ 5 6 8 が、接続 5 3 0 および 5 5 0 をそれぞれ介するネットワーク 5 0 0 におけるデータの順方向の流れによって活性化される。出力層 5 8 0 のノード 5 8 2 は、隠れ層 5 4 0 および 5 6 0 において処理されたデータが接続 5 7 0 を介して送られた後に活性化される。出力層 5 8 0 の出力ノード 5 8 2 が活性化されると、ノード 5 8 2 は、ニューラルネットワーク 5 0 0 の隠れ層 5 4 0 および 5 6 0 で達成された処理に基づいて適切な値を出力する。

20

【 0 0 7 1 】

図 6 が、畳み込みニューラルネットワーク 6 0 0 としての典型的なニューラルネットワーク 5 0 0 の特定の実施態様を示している。図 6 の例に示されるように、入力 5 1 0 が、入力 5 1 0 を処理して第 2 の層 5 4 0 へと伝搬させる第 1 の層 5 2 0 へと提供される。入力 5 1 0 は、第 2 の層 5 4 0 でさらに処理され、第 3 の層 5 6 0 へと伝搬する。第 3 の層 5 6 0 は、出力層 5 8 0 へともたらされるデータを分類する。より具体的には、図 6 の例に示されるように、畳み込み 6 0 4 (例えば、 5×5 の畳み込みなど) が第 1 の層 5 2 0 において入力 5 1 0 (例えば、 32×32 のデータ入力など) の一部またはウィンドウ (「受容野」とも呼ばれる) 6 0 2 に適用され、特徴マップ 6 0 6 (例えば、 $(6 \times) 28 \times 28$ の特徴マップなど) がもたらされる。畳み込み 6 0 4 は、入力 6 1 0 からの要素を特徴マップ 6 0 6 にマッピングする。さらに、第 1 の層 5 2 0 は、縮小された特徴マップ 6 1 0 (例えば、 $(6 \times) 14 \times 14$ の特徴マップなど) を生成するためにサブサンプリング (例えば、 2×2 のサブサンプリングなど) をもたらす。特徴マップ 6 1 0 は、畳み込み 6 1 2 を経て、第 1 の層 5 2 0 から第 2 の層 5 4 0 へと伝搬し、そこで特徴マップ 6 1 0 は、拡張された特徴マップ 6 1 4 (例えば、 $(16 \times) 10 \times 10$ の特徴マップなど) となる。第 2 の層 5 4 0 におけるサブサンプリング 6 1 6 の後に、特徴マップ 6 1 4 は、縮小された特徴マップ 6 1 8 (例えば、 $(16 \times) 5 \times 5$ の特徴マップなど) となる。特徴マップ 6 1 8 は、畳み込み 6 2 0 を経て、第 3 の層 5 6 0 へと伝搬し、ここで特徴マップ 6 1 8 は、例えば畳み込みされた層 6 2 2 への接続 6 2 6 を有する N 個の分類の出力層 6 2 4 を形成する分類層 6 2 2 となる。

30

40

【 0 0 7 2 】

図 7 が、画像解析畳み込みニューラルネットワーク 7 0 0 の典型的な実施態様を示している。畳み込みニューラルネットワーク 7 0 0 は、入力画像データ 7 0 2 を受け取り、畳み込み層 7 0 4 において画像データを抽象化して、学習された特徴 7 1 0 ~ 7 2 2 を識別する。第 2 の畳み込み層 7 3 0 において、画像データは、複数の画像 7 3 0 ~ 7 3 8 へと変換され、画像 7 3 0 ~ 7 3 8 において、学習された特徴 7 1 0 ~ 7 2 2 の各々は、それぞれのサブ画像 7 3 0 ~ 7 3 8 において強調される。画像 7 3 0 ~ 7 3 8 は、画像 7 4 0

50

～ 748 において関心の特徴 710～722 に注目するようにさらに処理される。結果として得られる画像 740～748 は、次に、画像 740～748 のうちの関心の特徴 710～722 を含む部分 750～754 を分離するために画像 740～748 のサイズを縮小するプーリング層を通して処理される。畳み込みニューラルネットワーク 700 の出力 750～754 は、最後の非出力層から値を受け取り、最後の非出力層から受け取ったデータに基づいて画像を分類する。特定の例において、畳み込みニューラルネットワーク 700 は、畳み込み層、プーリング層、学習された特徴、および出力、などについて、多くの異なる変形を含むことができる。

【0073】

図 8 が、画像を処理および/または他のやり方で評価するための深層学習ネットワークを適用するための典型的な構成 800 を示している。深層学習を、画像の取得、画像の再構成、画像の解析/診断、などのさまざまなプロセスに適用することができる。図 8 の典型的な構成 800 に示されるように、生データ 810 (例えば、X線スキャナ、コンピュータトモグラフィスキャナ、超音波スキャナ、磁気共鳴スキャナ、などの撮像スキャナから得られたソノグラム生データなどの生データ 810) が、深層学習ネットワーク 820 へと供給される。深層学習ネットワーク 820 は、データ 810 を処理して、生画像データ 810 を結果画像 830 (例えば、「良質」画像および/または診断に十分な品質をもたらす他の画像など) へと関連付け、さらには/あるいは結合させる。深層学習ネットワーク 820 は、生データ 810 を最終的な画像 830 に関連付けるためのノードおよび接続 (例えば、経路) を含む。深層学習ネットワーク 820 は、例えば、接続を学習し、フィードバックを処理して、接続を確立させ、パターンを識別するトレーニング深層学習ネットワーク (例えば、トレーニングネットワーク 420) であってよい。深層学習ネットワーク 820 は、例えば、トレーニングネットワークから生成され、トレーニングネットワークに確立された接続およびパターンを利用して、入力生データ 810 を取り入れ、結果としての画像 830 を生成する展開された深層学習ネットワーク (例えば、展開されたネットワークモデル 460) であってよい。

10

20

【0074】

ひとたび D L N 820 がトレーニングされ、生画像データ 810 から良好な画像 830 を生成すると、ネットワーク 820 は、「自己学習」プロセスを継続し、動作するにつれてその性能を改良することができる。例えば、入力データ (生データ) 810 における「冗長性」およびネットワーク 820 における冗長性が存在し、冗長性を利用することができる。

30

【0075】

D L N 820 内のノードに割り当てられた重みが検査される場合、重みがきわめて低い多数の接続およびノードが存在する可能性が高い。低い重みは、これらの接続およびノードが D L N 820 の全体性能にほとんど寄与しないことを示している。したがって、これらの接続およびノードは、冗長である。このような冗長性を評価して、入力 (生データ) 810 の冗長性を低減することができる。入力 810 の冗長性の低減は、例えば、スキャナハードウェアの節約および構成要素への要求の低減をもたらすことができ、患者への曝露線量の低減ももたらすことができる。

40

【0076】

展開において、構成 800 は、入力定義 810 と、トレーニングされたネットワーク 820 と、出力定義 830 とを含むパッケージ 800 を形成する。パッケージ 800 を、撮像システム、解析エンジン、などの別のシステムに対して展開およびインストールすることができる。

【0077】

図 9 が、D B T 取得 910 を使用してボリューム画像データ 920 を提供するトレーニングネットワーク 420 の典型的なトレーニング 900 を示している。ボリューム画像データ 920 は、出力 950 を生成するために、1つ以上の最大プーリング層 930 と1つ以上の完全に接続された層 940 とを含むトレーニングネットワーク 420 へと入力とし

50

て提供される。出力 950 は、真の FFD M コンボ取得 970 から得られた FFD M 画像 960 と比較される。ネットワークパラメータが、FFD M 画像 960 とネットワーク 420 の出力 950 との間のエラーを低減または最小化するように学習される。例えば、出力画像 950 と FFD M 真画像 960 との間のエラーを、

$$\text{エラー} = \text{Training_set } x, y [\text{Output}(x, y) - \text{FFD M}(x, y)]^2 \quad (\text{式 1})$$

などのエラー測定値または類似度指標として定量化することができる。

【0078】

図 10 に示されるように、出力画像 950 が真の FFD M 画像 960 と比較され、類似度指標がほぼゼロおよび/または特定のしきい値未満（例えば、0.5 未満、0.05 未満、1% 未満、など）であると、ネットワーク 420 はトレーニング済みと見なされ、ネットワーク 420 をテストすることができる。エラーしきい値が満たされるまで、ネットワーク 420 のトレーニングを続け、ネットワークパラメータを修正して、ネットワーク 420 にインスタンス化される画像処理アルゴリズムを動的に形成することができる。トレーニングされたネットワークは、追加の DBT 取得 1010 を使用してテストされ、追加の DBT 取得 1010 は、画像の新たなボリューム 1020 を抽出し、トレーニングされたネットワーク 420 へと供給するために使用され、合成 2D 画像 1030 がネットワーク 420 の層（例えば、最大プーリング層 930 および完全に接続された層 940 などを含む）の出力 1030 として生成される。合成画像 1030 を評価して、トレーニングされたネットワーク 420 の精度の保証に役立てることができる。テスト画像評価がエラーしきい値/類似度指標（例えば、式 1 によって設定される図 9 と同じエラーしきい値/類似度指標、またはテスト用のより厳しいしきい値、など）を満たす場合、トレーニングされたネットワーク 420 を使用して、展開されたネットワークモデル 460 として展開されるモデルを生成することができる。

【0079】

図 3 の典型的なシステム 300 の典型的な実施態様が図 4 ~ 図 10 に示されているが、図 3 ~ 図 10 に示されている要素、プロセス、および/または装置のうちの 1 つ以上を組み合わせ、分割し、配置変更し、省略し、削除し、さらには/あるいは任意の他のやり方で実現することが可能である。例えば、図 3 ~ 図 10 の要素は個別に示されているが、特定の例においては、図 3 ~ 図 10 を組み合わせて、2D および/または 3D 画像生成のためのボクセル、ピクセル、などの複数のグラフィック要素を受け入れる単一のシステムとして実現させることができる。特定の例においては、典型的な画像取得ユニット 310、データストア 320、トレーナ 330、モデラ 340、出力プロセッサ 350、フィードバックユニット 360、および/またはより一般的には、図 3 ~ 図 10 の典型的なシステム 300 を、ハードウェア、ソフトウェア、ファームウェア、ならびに/あるいはハードウェア、ソフトウェア、および/またはファームウェアの任意の組み合わせによって実現することができる。したがって、例えば、典型的な画像取得ユニット 310、データストア 320、トレーナ 330、モデラ 340、出力プロセッサ 350、フィードバックユニット 360、および/またはより一般的には、図 3 ~ 図 10 の典型的なシステム 300 のいずれかを、1 つ以上のアナログまたはデジタル回路、論理回路、プログラマブルプロセッサ、特定用途向け集積回路 (ASIC)、プログラマブルロジックデバイス (PLD)、および/またはフィールドプログラマブルロジックデバイス (FPLD) によって実現することができる。純粋にソフトウェアおよび/またはファームウェアの実施態様を包含するように本特許の装置またはシステムの請求項のいずれかを理解するとき、典型的な画像取得ユニット 310、データストア 320、トレーナ 330、モデラ 340、出力プロセッサ 350、フィードバックユニット 360、および/またはより一般的には、図 3 ~ 図 10 の典型的なシステム 300 のうちの少なくとも 1 つは、ソフトウェアおよび/またはファームウェアを格納するメモリ、デジタル多用途ディスク (DVD)、コンパクトディスク (CD)、ブルーレイディスク、などの有形のコンピュータ可読記憶装置または記憶ディスクを含むように本明細書によって明確に定義される。またさらに、図 3 ~ 図 10

10

20

30

40

50

の典型的なシステム 300 は、図 3 ~ 図 10 に示されている要素、プロセス、および / または装置に加え、あるいは図 3 ~ 図 10 に示されている要素、プロセス、および / または装置に代えて、1 つ以上の要素、プロセス、および / またはデバイスを含むことができ、さらには / あるいは図示されている要素、プロセス、および装置のいずれかまたはすべてを 2 つ以上含んでもよい。

【0080】

図 3 ~ 図 10 の典型的なシステム 300 を実現するための典型的な機械可読命令を表すフローチャートが、図 11 ~ 図 15 に示される。これらの例において、機械可読命令は、図 11 ~ 図 15 に関連して以下で説明される典型的なプロセッサプラットフォーム 1600 に示されるプロセッサ 1612 などのプロセッサによる実行のためのプログラムを含む。このプログラムを、CD-ROM、フロッピーディスク、ハードドライブ、デジタル多用途ディスク (DVD)、ブルーレイディスク、またはプロセッサ 1612 に関連付けられたメモリなどの有形のコンピュータ可読記憶媒体上に記憶されたソフトウェアに具現化させることができるが、代案として、プログラム全体および / またはその一部が、プロセッサ 1612 以外の装置によって実行されてよく、さらには / あるいはファームウェアまたは専用ハードウェアに具現化されてもよい。さらに、典型的なプログラムは、図 11 ~ 図 15 に示されるフローチャートを参照して説明されるが、典型的なシステム 300 を実現する多数の他の方法を代わりに使用してもよい。例えば、ブロックの実行順序を変更してもよく、さらには / あるいは記載されたブロックのいくつかを変更したり、削除したり、組み合わせたりしてもよい。

【0081】

上述したように、図 11 ~ 図 15 の典型的なプロセスは、ハードディスクドライブ、フラッシュメモリ、読み取り専用メモリ (ROM)、コンパクトディスク (CD)、デジタル多用途ディスク (DVD)、キャッシュ、ランダムアクセスメモリ (RAM)、および / または他の任意の記憶装置もしくは情報が任意の期間 (例えば、長期間、恒久的、短時間、一時的にバッファリングする間、および / または情報をキャッシュする間) で記憶されているストレージディスクなどの有形のコンピュータ可読ストレージ媒体に記憶されるコード化された命令 (例えば、コンピュータおよび / または機械可読命令) を使用して実施することができる。本明細書において使用されるとき、有形のコンピュータ可読記憶媒体という用語は、任意の種類 of コンピュータ可読記憶装置および / または記憶ディスクを含み、伝搬する信号を除外し、伝送媒体を除外するように明示的に定義される。本明細書において使用されるとき、「有形のコンピュータ可読記憶媒体」および「有形の機械可読記憶媒体」は、互換的に使用される。これに加え、あるいはこれに代えて、図 11 ~ 図 15 の典型的なプロセスは、情報を任意の期間にわたって記憶する (例えば、長期間にわたって記憶し、恒久的に記憶し、短時間だけ記憶し、一時的にバッファし、さらには / あるいは情報をキャッシュする) ハードディスクドライブ、フラッシュメモリ、読み出し専用メモリ、コンパクトディスク、デジタル多用途ディスク、キャッシュ、ランダムアクセスメモリ、ならびに / あるいは任意の他の記憶装置または記憶ディスクなどの非一時的なコンピュータおよび / または機械可読媒体に記憶された符号化命令 (例えば、コンピュータおよび / または機械可読命令) を使用して実現され得る。本明細書において使用されるとき、非一時的なコンピュータ可読媒体という用語は、任意の種類 of コンピュータ可読記憶装置および / または記憶ディスクを含み、伝搬する信号を除外し、伝送媒体を除外するように明示的に定義される。本明細書において使用されるとき、「少なくとも」という表現は、請求項の前文における遷移の用語として使用される場合、「備える (comprising)」という用語がオープンエンドであるのと同様の様相でオープンエンドである。

【0082】

図 11 は、患者の器官などのオブジェクトを撮像するための典型的な方法 1100 を表すフローチャートである。ブロック 1110 において、複数の投影画像が、第 1 のエネルギー投入レベルで器官および / または他のオブジェクトについて取得される。例えば、複数の 2D トモシネシス投影画像が、X 線エミッタ 140 を器官に対する複数の向きへと回

転させ、複数の投影画像のうちの各々の投影画像についてエミッタ 140 から第 1 のレベルの X 線エネルギー投入を放射することによって取得される。

【0083】

ブロック 1120 において、オブジェクトのボリュームが投影画像から再構成される。例えば、器官の 3D ボリュームを、複数の 2D トモシンセシス投影画像から再構成することができる。

【0084】

ブロック 1130 において、オブジェクトの X 線画像が、第 2 のレベルの X 線エネルギー投入で取得される。例えば、器官の FFD M 画像などの X 線画像を、投影画像の取得に用いたレベルよりも高いレベルの X 線エネルギー投入を使用して取得することができる。

10

【0085】

特定の例において、X 線画像は、トモシンセシス投影画像のジオメトリ（例えば、取得ジオメトリ）内にフィットするように位置合わせされる。特定の例において、X 線画像および複数のトモシンセシス投影画像は、器官の同じ圧迫の最中に（例えば、患者の乳房の同じ圧迫の最中に）取得される。特定の例において、複数の 2D トモシンセシス投影画像および X 線画像は、投影画像および / または X 線画像に導入され得るノイズを調整し、さらには / あるいは他のやり方で補正するために、複数の 2D 投影画像および / または X 線画像にダイナミックレンジ補正係数を適用することにより、X 線エミッタ 140 から放射された X 線を受け取る検出器 145 で取得される。特定の例において、再構成された 3D ボリュームの各々の平面は、X 線画像のジオメトリに一致する。

20

【0086】

ブロック 1140 において、合成画像生成アルゴリズムが、ボリューム / 投影画像と X 線画像との間の類似度指標に基づいて、ボリュームおよび / または投影画像から生成される。例えば、合成 2D 画像生成アルゴリズムは、得られる合成 2D 画像と X 線画像との間の類似度指標を最小化し、あるいは他のかたちで減少させる傾向のボリュームおよび / または投影から生成される。

【0087】

例えば、3D ボリュームの各々の平面が X 線画像のジオメトリと一致するように、ボリュームおよび X 線画像を解析および比較することができる。特定の例において、ボリュームは、平面内のオブジェクトが実際のサイズと比較して拡大される円錐再構成を使用して再構成される。したがって、基礎となる選択プロセスは並列であり、幾何学的変換を必要としない。ボリュームを、例えば、(DBT 中央投影とは違ってよい) コンボ - FFD M 取得のソース位置に従って再構成することができる。

30

【0088】

特定の例においては、合成 2D 画像の各ピクセルが、3D ボリューム内の少なくとも 1 つのボクセルへとマッピングされ、合成 2D 画像は、グラフィックディスプレイ上に提供されるグラフィカルユーザインターフェース (GUI) を介して表示される。X 線画像内の対象のオブジェクトのユーザ選択を受信し、3D ボリュームを通る少なくとも 1 つの平面を識別するために使用することができる。1 つ以上の識別された平面を、グラフィカルディスプレイ上に表示することができる。特定の例においては、3D ボリュームから抽出された領域で合成 2D 画像を強化することができる。例えば、合成 2D 画像の 3D ボリュームへのマッピングを、抽出された領域の位置で強化することができる。

40

【0089】

ブロック 1150 において、生成されたアルゴリズムは、合成画像生成のモデルに展開される。例えば、合成画像生成アルゴリズムは、合成画像を生成するためにモデル 460 に展開される。

【0090】

特定の例において、生成アルゴリズムは、3D ボリュームの領域の抽出、3D ボリュームから抽出された領域による合成 2D 画像の強化、および抽出された領域の位置による 3D ボリュームへの合成 2D 画像のマッピングの強化を含む。特定の例においては、ネット

50

ワーク 460 によってもたらされる合成 2D 画像を、FFDM を凌ぐように、有棘塊状物などのボリュームにおいて見ることができる情報で強化することができる。

【0091】

図 12 は、患者の器官などのオブジェクトを撮像するための典型的な方法 1200 を表すフローチャートである。ブロック 1210 において、複数の投影画像が、第 1 のエネルギー投入レベルで器官および / または他のオブジェクトについて取得される。例えば、複数の 2D トモシンセシス投影画像が、X 線エミッタ 140 を器官に対する複数の向きへと回転させ、複数の投影画像のうちの各々の投影画像についてエミッタ 140 から第 1 のレベルの X 線エネルギー投入を放射することによって取得される。

【0092】

ブロック 1220 において、オブジェクトの X 線画像が、第 2 のレベルの X 線エネルギー投入で取得される。例えば、器官の FFDM 画像などの X 線画像を、投影画像の取得に用いたレベルよりも高いレベルの X 線エネルギー投入を使用して取得することができる。

【0093】

ブロック 1230 において、ボリューム再構成アルゴリズムが、得られるボリューム再投影と X 線画像との間の類似度指標に基づいて、投影画像から生成される。例えば、ボリューム再構成アルゴリズムは、得られるボリューム再投影と X 線画像との間の類似度指標を最小化し、あるいは他のかたちで減少させる傾向の投影から生成される。

【0094】

例えば、3D ボリュームの各々の平面が X 線画像のジオメトリと一致するように、ボリュームおよび X 線画像を解析および比較することができる。特定の例において、ボリュームは、平面内のオブジェクトが実際のサイズと比較して拡大される円錐再構成を使用して再構成される。したがって、基礎となる選択プロセスは並列であり、幾何学的変換を必要としない。ボリュームを、例えば、(DBT 中央投影とは違ってよい) コンボ - FFDM 取得のソース位置に従って再構成することができる。

【0095】

ブロック 1240 において、生成されたアルゴリズムは、合成画像生成のためのモデルに展開される。例えば、ボリューム再構成アルゴリズムは、トモシンセシス投影画像からボリューム再投影を生成するためにモデル 460 に展開される。

【0096】

図 13A および図 13B は、患者の器官などのオブジェクトを撮像するための典型的な方法 1300、1350 を表すフローチャートである。ブロック 1310 において、複数の投影画像が、第 1 のエネルギー投入レベルで器官および / または他のオブジェクトについて取得される。例えば、複数の 2D トモシンセシス投影画像が、X 線エミッタ 140 を器官に対する複数の向きへと回転させ、複数の投影画像のうちの各々の投影画像についてエミッタ 140 から第 1 のレベルの X 線エネルギー投入を放射することによって取得される。

【0097】

ブロック 1320 において、オブジェクトの X 線画像が、第 2 のレベルの X 線エネルギー投入で取得される。例えば、器官の FFDM 画像などの X 線画像を、投影画像の取得に用いたレベルよりも高いレベルの X 線エネルギー投入を使用して取得することができる。

【0098】

ブロック 1330 において、画像強化アルゴリズムが、アルゴリズムの出力と中央投影との間の類似度指標に基づいて、中央トモシンセシス投影画像から生成される。例えば、画像強化アルゴリズムは、アルゴリズムの出力と X 線画像との間の類似度指標を最小化し、あるいは他のかたちで減少させる傾向の一式の投影のうちの中央トモシンセシス投影から生成される。トレーニングモデル 420 が、アルゴリズムを形成する (例えば、トレーニングおよびテストする) ために使用される。

【0099】

ブロック 1340 において、生成されたアルゴリズムは、合成画像生成のためのモデルに展開される。例えば、画像強化アルゴリズムは、合成画像を生成するためにモデル 46

10

20

30

40

50

0に展開される。

【0100】

ブロック1360において、画像強化アルゴリズムは、一式のトモシンセシス投影へと適用される。例えば、一式のトモシンセシス投影において得られたデータが、モデル460にインスタンス化された画像強化アルゴリズムに従って修正される。したがって、例えば、投影のピクセルおよび/または他の強度値を、画像強化アルゴリズムを反映するモデル460に通すことによって修正することができる。

【0101】

ブロック1370において、強化された3Dボリュームが、強化された一式のトモシンセシス投影から再構成される。例えば、モデル460のアルゴリズムによって強化された一式の2D投影が、3Dボリュームを形成するために使用される。

10

【0102】

ブロック1380において、合成2D画像が、強化された投影および/またはボリュームから形成される。例えば、強化されたトモシンセシス投影および/または再構成された3Dボリュームから2D画像を合成して、診断画像を形成することができる。

【0103】

図14Aおよび図14Bは、患者の器官などのオブジェクトを撮像するための典型的な方法1400、1450を表すフローチャートである。ブロック1410において、複数の投影画像が、第1のエネルギー投入レベルで器官および/または他のオブジェクトについて取得される。例えば、複数の2Dトモシンセシス投影画像が、X線エミッタ140を器官に対する複数の向きへと回転させ、複数の投影画像のうちの各々の投影画像についてエミッタ140から第1のレベルのX線エネルギー投入を放射することによって取得される。

20

【0104】

ブロック1420において、投影画像は、より低いエネルギー投入レベルで取得された投影画像に似るように劣化させられる。例えば、2Dトモシンセシス投影画像は、元の一式の投影の取得に使用された線量よりも低いX線の線量で取得された画像として見えるように(例えば、ノイズまたは他のフィルタなどの導入によって)劣化させられる。

【0105】

ブロック1430において、画像強化アルゴリズムが、アルゴリズムの出力と元の一式の投影との間の類似度指標に基づいて、一式の劣化させた投影画像から生成される。例えば、画像強化アルゴリズムは、アルゴリズムの出力と元の一式のトモシンセシス投影との間の類似度指標を最小化し、あるいは他のかたちで減少させる傾向の一式の劣化させたトモシンセシス投影から生成される。トレーニングモデル420が、アルゴリズムを形成する(例えば、トレーニングおよびテストする)ために使用される。

30

【0106】

ブロック1440において、生成されたアルゴリズムは、合成画像生成のためのモデルに展開される。例えば、画像強化アルゴリズムは、合成画像を生成するためにモデル460に展開される。

【0107】

ブロック1460において、画像強化アルゴリズムは、低線量のトモシンセシス取得からの一式のトモシンセシス投影へと適用される。例えば、一式のトモシンセシス投影において得られたデータが、モデル460にインスタンス化された画像強化アルゴリズムに従って修正される。したがって、例えば、投影のピクセルおよび/または他の強度値を、画像強化アルゴリズムを反映するモデル460に通すことによって修正することができる。

40

【0108】

ブロック1470において、改善された3Dボリュームが、強化された一式のトモシンセシス投影から再構成される。例えば、モデル460のアルゴリズムによって強化された一式の2D投影が、3Dボリュームを形成するために使用される。

【0109】

ブロック1480において、合成2D画像が、強化された投影および/またはボリュー

50

ムから形成される。例えば、強化されたトモシンセシス投影および/または再構成された3Dボリュームから2D画像を合成して、診断画像を形成することができる。

【0110】

図15は、患者の器官などのオブジェクトを撮像するための典型的な方法1500を表すフローチャートである。ブロック1510において、複数の投影画像が、第1のエネルギー投入レベルで器官および/または他のオブジェクトについて取得される。例えば、複数の2Dトモシンセシス投影画像が、X線エミッタ140を器官に対する複数の向きへと回転させ、複数の投影画像のうちの各々の投影画像についてエミッタ140から第1のレベルのX線エネルギー投入を放射することによって取得される。

【0111】

ブロック1520において、オブジェクトの第1のボリュームが投影画像から再構成される。例えば、器官の3Dボリュームを、複数の2Dトモシンセシス投影画像から再構成することができる。

【0112】

ブロック1530において、投影画像は、より低いエネルギー投入レベルで取得された投影画像に似るように劣化させられる。例えば、2Dトモシンセシス投影画像は、元の一式の投影の取得に使用された線量よりも低いX線の線量で取得された画像として見えるように(例えば、ノイズまたは他のフィルタなどの導入によって)劣化させられる。

【0113】

ブロック1540において、ボリューム再構成アルゴリズムが、アルゴリズムの再構成出力と第1のボリュームとの間の類似度指標に基づいて、劣化させられた投影画像から生成される。例えば、ボリューム再構成アルゴリズムは、再構成アルゴリズムから出力される第2のボリュームと第1のボリューム再構成との間の類似度指標を最小化し、あるいは他のかたちで減少させる傾向の劣化させられたトモシンセシス投影から生成される。トレーニングモデル420が、アルゴリズムを形成する(例えば、トレーニングおよびテストする)ために使用される。

【0114】

ブロック1550において、生成されたアルゴリズムは、合成画像生成のためのモデルに展開される。例えば、ボリューム再構成アルゴリズムは、合成画像を生成するためにモデル460に展開される。

【0115】

図16が、図1~図10の典型的なシステム300を実現するために図11~図15の命令を実行することができる典型的なプロセッサプラットフォーム1600のブロック図である。プロセッサプラットフォーム1600は、例えば、サーバ、パーソナルコンピュータ、モバイルデバイス(例えば、携帯電話機、スマートフォン、iPad(商標)などのタブレット)、携帯情報端末(PDA)、インターネット家電、DVDプレーヤ、CDプレーヤ、デジタルビデオレコーダ、ブルーレイプレーヤ、ゲームコンソール、パーソナルビデオレコーダ、セットトップボックス、または任意の他の種類のコンピューティングデバイスであってよい。

【0116】

図示の例のプロセッサプラットフォーム1600は、プロセッサ1612を含む。図示の例のプロセッサ1612は、ハードウェアである。例えば、プロセッサ1612を、任意の所望のファミリまたは製造業者からの1つ以上の集積回路、論理回路、マイクロプロセッサ、またはコントローラによって実現することができる。

【0117】

図示の例のプロセッサ1612は、ローカルメモリ1613(例えば、キャッシュ)を含む。図示の例のプロセッサ1612は、バス1618を介して揮発性メモリ1614および不揮発性メモリ1616を含む主メモリと通信する。揮発性メモリ1614を、シンクロナスダイナミックランダムアクセスメモリ(SDRAM)、ダイナミックランダムアクセスメモリ(DRAM)、RAMBUSダイナミックランダムアクセスメモリ(RDR

10

20

30

40

50

AM)、および/または任意の他の種類のランダムアクセスメモリデバイスによって実現することができる。不揮発性メモリ1616を、フラッシュメモリおよび/または任意の他の所望の種類のメモリデバイスによって実現することができる。主メモリ1614、1616へのアクセスは、メモリコントローラによって制御される。

【0118】

さらに、図示の例のプロセッサプラットフォーム1600は、インターフェース回路1620を含む。インターフェース回路1620を、イーサネットインターフェース、ユニバーサルシリアルバス(USB)、および/またはPCIエクスプレスインターフェースなどの任意の種類のインターフェース規格によって実現することができる。

【0119】

図示の例においては、1つ以上の入力装置1622が、インターフェース回路1620に接続される。入力装置1622は、プロセッサ1612へのデータおよびコマンドの入力をユーザにとって可能にする。入力装置を、例えば、オーディオセンサ、マイクロホン、カメラ(静止画または動画)、キーボード、ボタン、マウス、タッチスクリーン、トラックパッド、トラックボール、アイソポイント、および/または音声認識システムによって実現することができる。

【0120】

1つ以上の出力装置1624も、図示の例のインターフェース回路1620に接続される。出力装置1624を、例えば、ディスプレイ装置(例えば、発光ダイオード(LED)、有機発光ダイオード(OLED)、液晶ディスプレイ、陰極線管ディスプレイ(CRT)、タッチスクリーン、触覚出力装置、プリンタ、および/またはスピーカ)によって実現することができる。したがって、図示の例のインターフェース回路1620は、典型的には、グラフィックスドライバカード、グラフィックスドライバチップ、またはグラフィックスドライバプロセッサを含む。

【0121】

さらに、図示の例のインターフェース回路1620は、ネットワーク1626(例えば、イーサネット接続、デジタル加入者回線(DSL)、電話回線、同軸ケーブル、携帯電話システム、など)を介した外部装置(例えば、任意の種類のコンピューティングデバイス)とのデータのやり取りを容易にするために、送信器、受信器、トランシーバ、モデム、および/またはネットワークインターフェースカードなどの通信装置を含む。

【0122】

さらに、図示の例のプロセッサプラットフォーム1600は、ソフトウェアおよび/またはデータを記憶するための1つ以上の大容量記憶装置1628も含む。そのような大容量記憶装置1628の例として、フロッピーディスクドライブ、ハードドライブディスク、コンパクトディスクドライブ、ブルーレイディスクドライブ、RAIDシステム、およびデジタル多用途ディスク(DVD)ドライブが挙げられる。

【0123】

図11~図15の符号化された命令1632を、大容量記憶装置1628、揮発性メモリ1614、不揮発性メモリ1616、ならびに/あるいはCDまたはDVDなどの取り外し可能な有形のコンピュータ可読記憶媒体に記憶することができる。

【0124】

以上から、上記開示の方法、装置、および製造品が、DBT投影データなどの投影データからの2Dおよび/または3D画像の改善された画像再構成および生成を促進することを、理解できるであろう。特定の例は、利用可能な投影情報からの合成2D画像生成を促進するために、画像情報の改善されたモデリングを促進する。特定の例は、特定の方程式への依存を軽減し、代わりにモデリングおよび学習を利用して、利用可能な画像投影情報から2Dおよび/または3D画像を生成する。特定の例は、人工知能技術の画像再構成への改善された応用を促進する。特定の例は、画像投影データ(例えば、DBTなど)から生成された2Dおよび/または3D画像などの画像データのモデリング、処理、および再構成用に構成されたプロセッサの技術的改善を提供する。

10

20

30

40

50

【 0 1 2 5 】

例えば、D B T / C E - D B Tにおいて、再構成は、放射線科医がレビューするデータの内容に直接影響し、したがって結果としての診断に影響する。現在のアルゴリズムは、再構成されたスライスの品質を最適化する傾向（例えば、ノイズの低減、ストリーキングアーチファクトの軽減、など）を有するが、これらのアルゴリズムで導入される事前知識は、通常は、不完全な再構成データをもたらす欠陥に部分的に対処するにすぎない。さらに、これらの高度なアルゴリズムは、通常は、複雑であり、かなりの計算能力を必要とする。したがって、理想的な再構成の設計は、アルゴリズム設計者のノウハウによって制限される。しかしながら、所与のボクセルについて、再構成アルゴリズムを、単に再構成された階調レベルを投影から抽出された一式の入力階調レベルに関連付けるマッピング関数と理解することができる。

10

【 0 1 2 6 】

本明細書において、特定の典型的な方法、装置、および製品を開示したが、本特許の適用範囲は、これらに限定されない。むしろ反対に、本特許は、本特許の特許請求の範囲の技術的範囲に正当に含まれるすべての方法、装置、および製品を包含する。

[実施態様 1]

命令を含んでいる少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体であって、前記命令は、実行時に、少なくとも1つのプロセッサに、少なくとも器官の複数の二次元（2D）トモシンセシス投影画像を、X線エミッタを前記器官に対する複数の向きへと回転させ、前記複数の2Dトモシンセシス投影画像の各々の投影画像について前記エミッタから第1のレベルのX線エネルギー投入を放射することによって取得するステップ（1110）と、

20

前記複数の2Dトモシンセシス投影画像から前記器官の三次元（3D）ボリュームを再構成するステップ（1120）と、

第2のレベルのX線エネルギー投入で前記器官のX線画像を取得するステップ（1130）と、

合成2D画像生成アルゴリズムを、前記複数の二次元（2D）トモシンセシス投影画像または前記再構成された3Dボリュームの少なくとも一方から、前記合成2D画像と前記X線画像との間の類似度指標に基づいて生成するステップ（1140）と、

前記合成2D画像生成アルゴリズムをインスタンス化するモデルを展開するステップ（1150）と

30

を実行させる、少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体。

[実施態様 2]

前記X線画像は、前記複数の2Dトモシンセシス投影画像のジオメトリにフィットするように位置合わせされる、実施態様1に記載の少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体。

[実施態様 3]

前記器官の前記複数の2Dトモシンセシス投影画像および前記器官の前記X線画像は、前記器官の同じ圧迫の最中に取得される、実施態様1に記載の少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体。

40

[実施態様 4]

前記複数の2Dトモシンセシス投影画像および前記X線画像はさらに、前記X線エミッタから放射されたX線を受け取る検出器にて取得され、

前記命令は、実行時に、前記少なくとも1つのプロセッサに、

前記複数の2D投影画像または前記X線画像の少なくとも一方にダイナミックレンジ補正係数を適用するステップ

をさらに実行させる、実施態様1に記載の少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体。

[実施態様 5]

前記再構成された3Dボリュームの各々の平面は、前記X線画像のジオメトリに一致す

50

る、実施態様 1 に記載の少なくとも 1 つのコンピュータ可読記憶媒体。

[実施態様 6]

前記命令は、実行時に、前記少なくとも 1 つのプロセッサに、

前記合成 2 D 画像の各ピクセルを前記再構成された 3 D ボリューム内の少なくとも 1 つのボクセルにマッピングするステップと、

前記合成 2 D 画像をグラフィカルディスプレイ上に生成されたグラフィカルユーザーインターフェース (G U I) に表示するステップと、

前記 X 線画像内の対象のオブジェクトのユーザ選択を受け付けるステップと、

前記 3 D ボリュームを通る少なくとも 1 つの平面を識別するステップと、

前記少なくとも 1 つの識別された平面を前記グラフィカルディスプレイ上に表示するステップと

10

をさらに実行させる、実施態様 1 に記載の少なくとも 1 つのコンピュータ可読記憶媒体

[実施態様 7]

前記命令は、実行時に、前記少なくとも 1 つのプロセッサに、

前記再構成された 3 D ボリュームの領域を抽出するステップと、

前記再構成された 3 D ボリュームから抽出された前記領域で前記合成 2 D 画像を強化するステップと、

前記抽出された領域の位置で前記再構成された 3 D ボリュームへの前記合成 2 D 画像のマッピングを強化するステップと

20

をさらに実行させる、実施態様 1 に記載の少なくとも 1 つのコンピュータ可読記憶媒体

[実施態様 8]

前記命令は、実行時に、前記少なくとも 1 つのプロセッサに、

前記再構成された 3 D ボリュームの領域を抽出するステップと、

前記再構成された 3 D ボリュームから抽出された前記領域で前記 X 線画像を強化するステップと

をさらに実行させ、

前記合成 2 D 画像生成アルゴリズムは、前記再構成された 3 D ボリュームから、前記合成 2 D 画像と前記強化された X 線画像との間の類似度指標に基づいて生成される、実施態様 1 に記載の少なくとも 1 つのコンピュータ可読記憶媒体。

30

[実施態様 9]

前記 X 線画像を取得するためのエネルギーは、前記複数の二次元 (2 D) トモシンセシス投影画像を取得するためのエネルギーよりも大きい、実施態様 1 に記載の少なくとも 1 つのコンピュータ可読記憶媒体。

[実施態様 10]

前記合成 2 D 画像生成アルゴリズムを生成するステップは、前記合成 2 D 画像生成アルゴリズムが前記合成 2 D 画像と前記 X 線画像との間の類似度指標を最小化する傾向であるように、トレーニングモデルを使用して前記合成 2 D 画像生成アルゴリズムを決定するステップを含む、実施態様 1 に記載の少なくとも 1 つのコンピュータ可読記憶媒体。

40

[実施態様 11]

前記モデルは、人工ニューラルネットワークモデルを含む、実施態様 1 に記載の少なくとも 1 つのコンピュータ可読記憶媒体。

[実施態様 12]

命令を含んでいる少なくとも 1 つのコンピュータ可読記憶媒体であって、

前記命令は、実行時に、少なくとも 1 つのプロセッサに、少なくとも

器官の複数の二次元 (2 D) トモシンセシス投影画像を、X 線エミッタを前記器官に対する複数の向きへと回転させ、前記複数の 2 D トモシンセシス投影画像の各々の投影画像について前記エミッタから第 1 のレベルの X 線エネルギー投入を放射することによって取得するステップ (1 2 1 0) と、

50

第2のレベルのX線エネルギー投入で前記器官のX線画像を取得するステップ(1220)と、

ボリューム再構成アルゴリズムを、前記複数の二次元(2D)トモシンセシス投影画像から、少なくとも前記ボリューム再投影と前記X線画像との間の類似度指標に基づいて生成するステップ(1230)と、

前記ボリューム再構成アルゴリズムをインスタンス化するモデルを展開するステップ(1240)と

を実行させる、少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体。

[実施態様13]

前記ボリューム再構成アルゴリズムを生成するステップは、前記ボリューム再構成アルゴリズムが前記ボリューム再構成アルゴリズムを使用して形成されるボリューム再投影と前記X線画像との間の前記類似度指標を最小化する傾向であるように、トレーニングモデルを使用して前記ボリューム再構成アルゴリズムを決定するステップを含む、実施態様12に記載の少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体。

10

[実施態様14]

前記X線画像は、前記複数の2Dトモシンセシス投影画像のジオメトリにフィットするように位置合わせされる、実施態様12に記載の少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体。

[実施態様15]

前記器官の前記複数の2Dトモシンセシス投影画像および前記器官の前記X線画像は、前記器官の同じ圧迫の最中に取得される、実施態様12に記載の少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体。

20

[実施態様16]

前記複数の2Dトモシンセシス投影画像および前記X線画像はさらに、前記X線エミッタから放射されたX線を受け取る検出器にて取得され、

前記命令は、実行時に、前記少なくとも1つのプロセッサに、

前記複数の2D投影画像または前記X線画像の少なくとも一方にダイナミックレンジ補正係数を適用するステップ

をさらに実行させる、実施態様12に記載の少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体。

30

[実施態様17]

前記ボリューム再投影の各々の平面は、前記X線画像のジオメトリに一致する、実施態様12に記載の少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体。

[実施態様18]

前記モデルは、人工ニューラルネットワークモデルを含む、実施態様12に記載の少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体。

[実施態様19]

命令を含んでいる少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体であって、

前記命令は、実行時に、少なくとも1つのプロセッサに、少なくとも

器官の複数の二次元(2D)トモシンセシス投影画像を、X線エミッタを前記器官に対する複数の向きへと回転させ、前記複数の投影画像の各々の投影画像について前記エミッタから第1のレベルのX線エネルギー投入を放射することによって取得するステップ(1310)と、

40

第2のレベルのX線エネルギー投入で前記器官のX線画像を取得するステップ(1320)と、

画像強化アルゴリズムを、前記複数の2Dトモシンセシス投影画像からの中央トモシンセシス投影から、前記画像強化アルゴリズムの出力と前記X線画像との間の類似度指標に基づいて生成するステップ(1330)と、

前記画像強化アルゴリズムをインスタンス化するモデルを展開するステップ(1340)と

50

を実行させる、少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体。

[実施態様20]

前記画像強化アルゴリズムを生成するステップは、前記画像強化アルゴリズムを前記画像強化アルゴリズムの前記出力と前記X線画像との間の前記類似度指標を最小化する傾向の前記中央トモシンセシス投影から生成するステップを含む、実施態様19に記載の少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体。

[実施態様21]

命令を含んでいる少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体であって、

前記命令は、実行時に、少なくとも1つのプロセッサに、少なくとも

器官の複数の二次元(2D)トモシンセシス投影画像を、X線エミッタを前記器官に対する複数の向きへと回転させ、前記複数の投影画像の各々の投影画像について前記エミッタから第1のレベルのX線エネルギー投入を放射することによって取得するステップ(1410)と、

前記複数の2D投影画像を劣化させ、前記第1のレベルのX線エネルギー投入よりも低いレベルのX線エネルギー投入で取得されたように見える一式の劣化させたトモシンセシス投影画像を形成するステップ(1420)と、

画像強化アルゴリズムを、前記画像強化アルゴリズムの出力と前記元の投影との間の類似度指標を最小化する傾向の前記一式の劣化させたトモシンセシス投影画像から生成するステップ(1430)と、

前記画像強化アルゴリズムをインスタンス化するモデルを展開するステップ(1440)と

を実行させる、少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体。

[実施態様22]

命令を含んでいる少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体であって、

前記命令は、実行時に、少なくとも1つのプロセッサに、少なくとも

器官の複数の二次元(2D)トモシンセシス投影画像を、X線エミッタを前記器官に対する複数の向きへと回転させ、前記複数の投影画像の各々の投影画像について前記エミッタから第1のレベルのX線エネルギー投入を放射することによって取得するステップ(1510)と、

前記複数の2Dトモシンセシス投影画像から前記器官の元の三次元(3D)ボリュームを再構成するステップ(1520)と、

前記複数の2D投影画像を劣化させ、前記第1のレベルのX線エネルギー投入よりも低いレベルのX線エネルギー投入で取得されたように見える一式の劣化させたトモシンセシス投影画像を形成するステップ(1530)と、

ボリューム再構成アルゴリズムを、前記ボリューム再構成アルゴリズムの出力と前記元の3Dボリュームとの間の類似度指標を最小化する傾向の前記一式の劣化させたトモシンセシス投影画像から生成するステップ(1540)と、

前記ボリューム再構成アルゴリズムをインスタンス化するモデルを展開するステップ(1550)と

を実行させる、少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体。

[実施態様23]

前記再構成された3Dボリュームから抽出された前記領域は、オペレータまたはコンピュータ支援検出システムの少なくとも一方によってもたらされる、実施態様8に記載の少なくとも1つのコンピュータ可読記憶媒体。

【符号の説明】

【0127】

100 撮像システム

101 投影ビュー

102 投影ビュー

103 投影ビュー

10

20

30

40

50

1 0 4	投影ビュー	
1 0 5	ゼロ投影	
1 0 6	投影ビュー	
1 0 7	投影ビュー	
1 0 8	投影ビュー	
1 0 9	投影ビュー	
1 3 1	点状のオブジェクト	
1 3 2	対象のオブジェクト	
1 3 3	圧迫パドル	
1 4 0	X線ビームソース、X線エミッタ、X線ソース	10
1 4 0	' X線ソース	
1 4 0	' ' X線ソース	
1 4 1	方向	
1 4 2	方向	
1 4 3	ゼロ方向	
1 4 4	アーム	
1 4 5	検出器	
1 5 0	処理ユニット	
1 5 5	データ取得ライン	
1 6 0	メモリユニット	20
1 6 5	アーカイブライン	
1 7 0	ディスプレイユニット、ディスプレイ	
1 8 0	ユーザインターフェース	
1 8 1	マンモグラフィ技術者	
1 8 5	信号ライン	
2 0 2	下部支持体	
2 0 4	圧迫支持体	
3 0 0	画像処理システム	
3 1 0	画像取得ユニット	
3 2 0	データストア	30
3 3 0	トレーナ	
3 4 0	モデラ	
3 5 0	出力プロセッサ	
3 6 0	フィードバックユニット	
4 1 0	入力プロセッサ	
4 2 0	トレーニングネットワーク	
4 2 9	ネットワーク	
4 3 0	出力検証器	
4 4 0	フィードバックプロセッサ	
4 5 0	プリプロセッサ	40
4 6 0	展開されたモデル、ネットワークモデル	
4 7 0	ポストプロセッサ	
5 0 0	深層学習ニューラルネットワーク	
5 1 0	入力	
5 1 2	入力	
5 1 4	入力	
5 1 6	入力	
5 2 0	入力層、第1の層	
5 2 2	ノード	
5 2 4	ノード	50

5 2 6	ノード	
5 3 0	ニューラル接続	
5 3 2	接続	
5 3 4	接続	
5 4 0	隠れ層、第 2 の層	
5 4 2	ノード	
5 4 4	ノード	
5 4 6	ノード	
5 4 8	ノード	
5 5 0	ニューラル接続	10
5 5 2	接続	
5 5 4	接続	
5 6 0	隠れ層、第 3 の層	
5 6 2	ノード	
5 6 4	ノード	
5 6 6	ノード	
5 6 8	ノード	
5 7 0	ニューラル接続	
5 7 2	接続	
5 7 4	接続	20
5 8 0	出力層	
5 8 2	出力ノード	
5 9 0	出力	
6 0 0	畳み込みニューラルネットワーク、畳み込み	
6 0 2	入力の一部またはウィンドウ	
6 0 4	畳み込み	
6 0 6	特徴マップ	
6 1 0	特徴マップ、入力	
6 1 2	畳み込み	
6 1 4	特徴マップ	30
6 1 6	サブサンプリング	
6 1 8	特徴マップ	
6 2 0	畳み込み	
6 2 2	分類層	
6 2 4	出力層	
6 2 6	接続	
7 0 0	画像解析畳み込みニューラルネットワーク	
7 0 2	入力画像データ	
7 0 4	畳み込み層	
7 1 0	特徴	40
7 1 2	特徴	
7 1 4	特徴	
7 1 6	特徴	
7 1 8	特徴	
7 2 0	特徴	
7 2 2	特徴	
7 3 0	画像、第 2 の畳み込み層	
7 3 2	画像	
7 3 4	画像	
7 3 6	画像	50

7 3 8	画像	
7 4 0	画像	
7 4 2	画像	
7 4 4	画像	
7 4 6	画像	
7 4 8	画像	
7 5 0	部分	
7 5 2	部分	
7 5 4	部分	
8 0 0	深層学習ネットワークの適用の構成、パッケージ	10
8 1 0	生データ、入力定義、入力、生画像データ	
8 2 0	深層学習ネットワーク	
8 3 0	画像、出力定義	
9 0 0	トレーニング	
9 1 0	D B T 取得	
9 2 0	ボリューム画像データ	
9 3 0	最大プーリング層	
9 4 0	完全接続層	
9 5 0	出力	
9 6 0	F F D M 画像	20
9 7 0	真の F F D M コンボ取得	
1 0 1 0	追加の D B T 取得	
1 0 2 0	新たなボリューム	
1 0 3 0	合成 2 D 画像	
1 1 0 0	方法	
1 2 0 0	方法	
1 3 0 0	方法	
1 3 5 0	方法	
1 4 0 0	方法	
1 4 5 0	方法	30
1 5 0 0	方法	
1 6 0 0	プロセッサプラットフォーム	
1 6 1 2	プロセッサ	
1 6 1 3	ローカルメモリ	
1 6 1 4	揮発性メモリ	
1 6 1 6	不揮発性メモリ	
1 6 1 8	バス	
1 6 2 0	インターフェース回路	
1 6 2 2	入力装置	
1 6 2 4	出力装置	40
1 6 2 6	ネットワーク	
1 6 2 8	大容量記憶装置	
1 6 3 2	符号化された命令	
0	器官、オブジェクト	

【 図 1 】

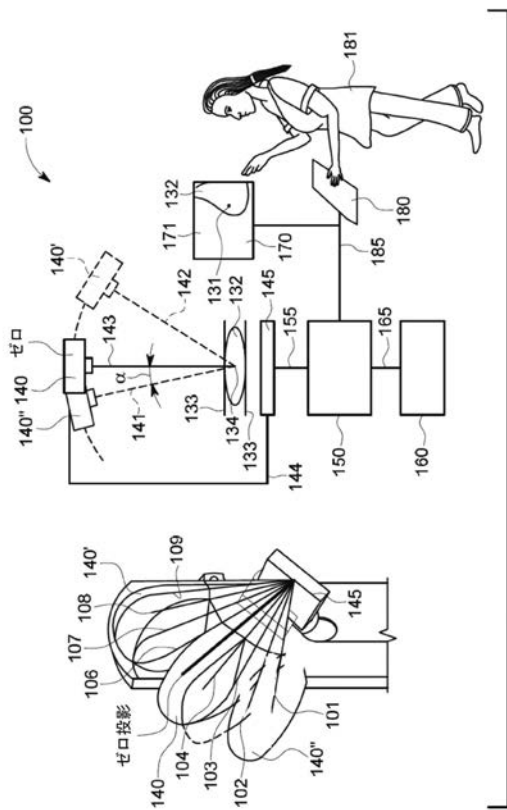


FIG. 1

【 図 2 】

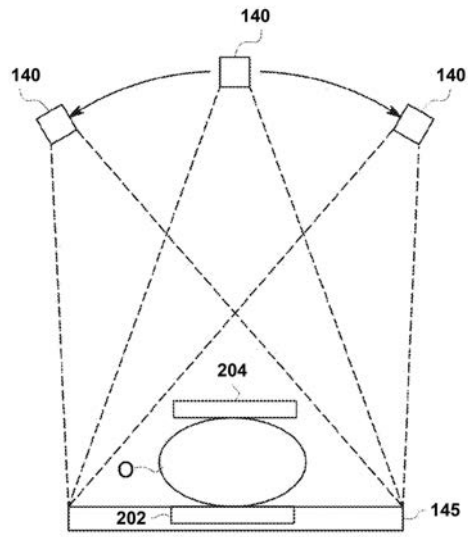


FIG. 2

【 図 3 】

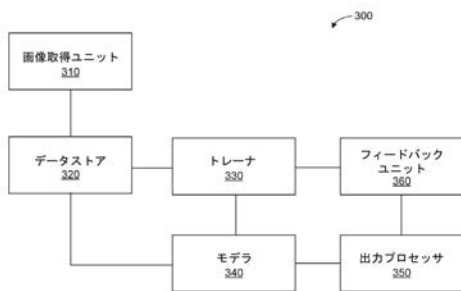


FIG. 3

【 図 4 】

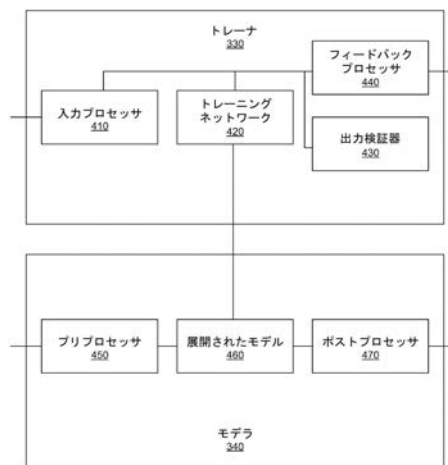


FIG. 4

【 図 5 】

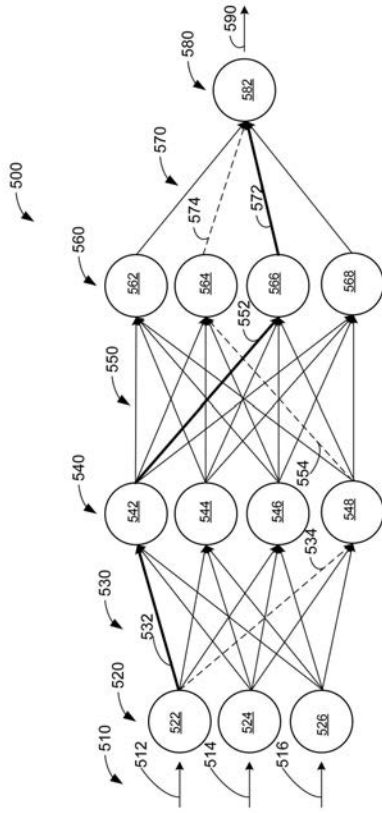


FIG. 5

【 図 6 】

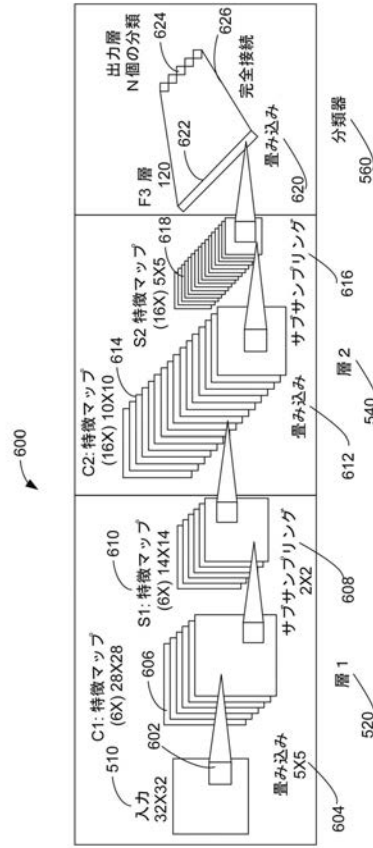


FIG. 6

【 図 7 】

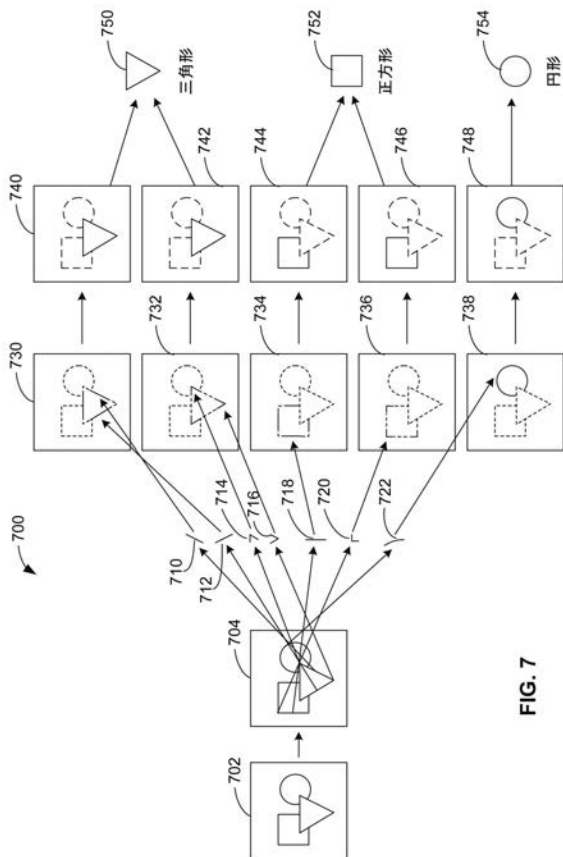


FIG. 7

【 図 8 】

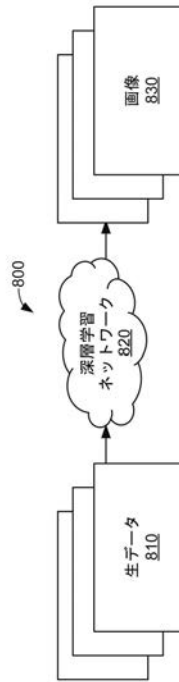


FIG. 8

【 図 9 】

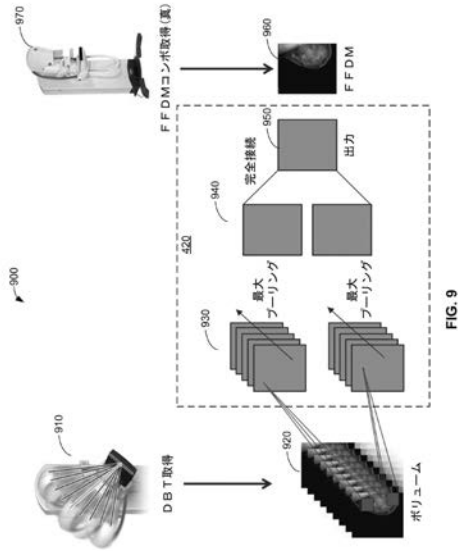


FIG. 9

【 図 10 】

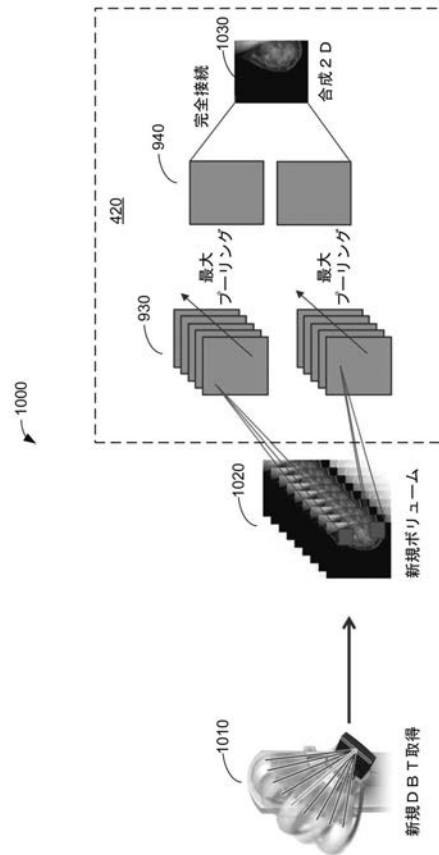


FIG. 10

【 図 11 】

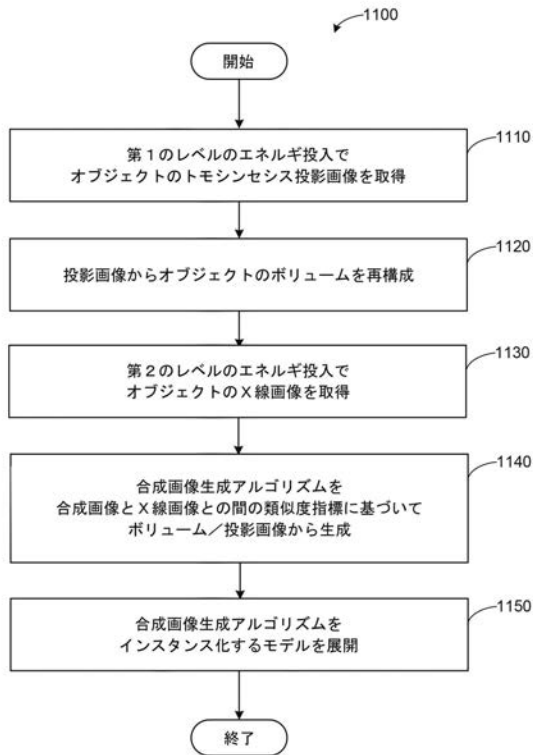


FIG. 11

【 図 12 】

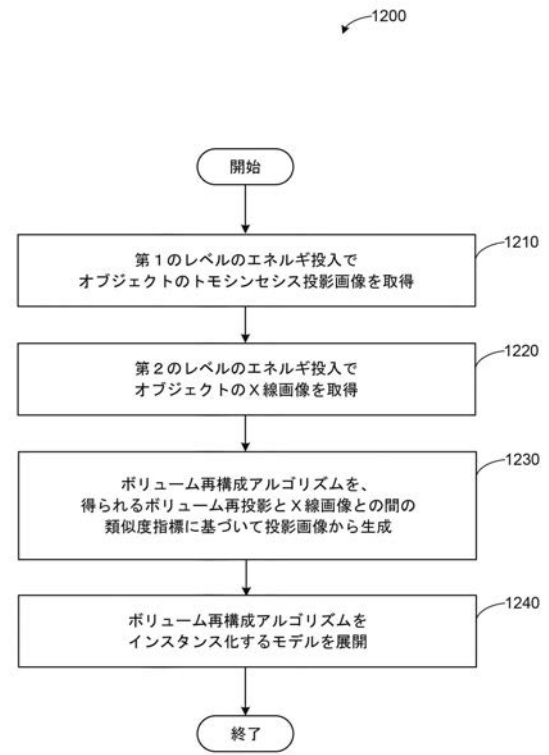


FIG. 12

【図 13 A】

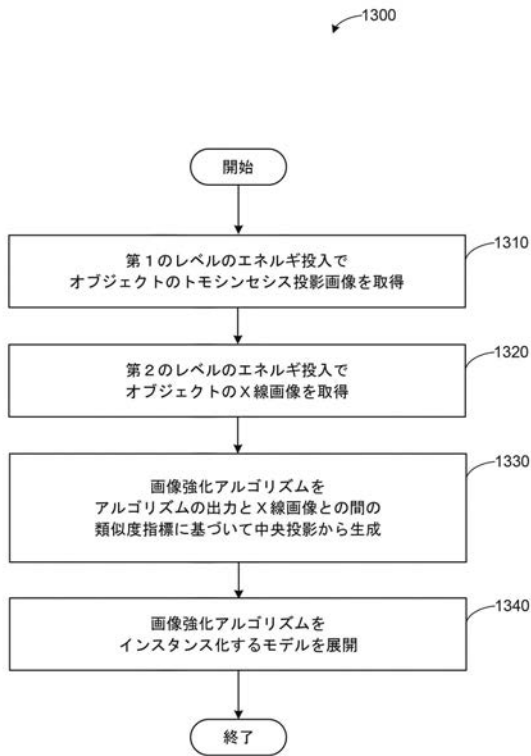


FIG. 13A

【図 13 B】

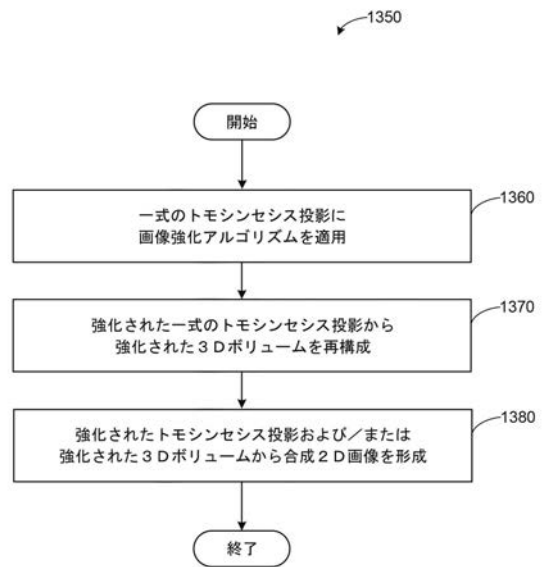


FIG. 13B

【図 14 A】

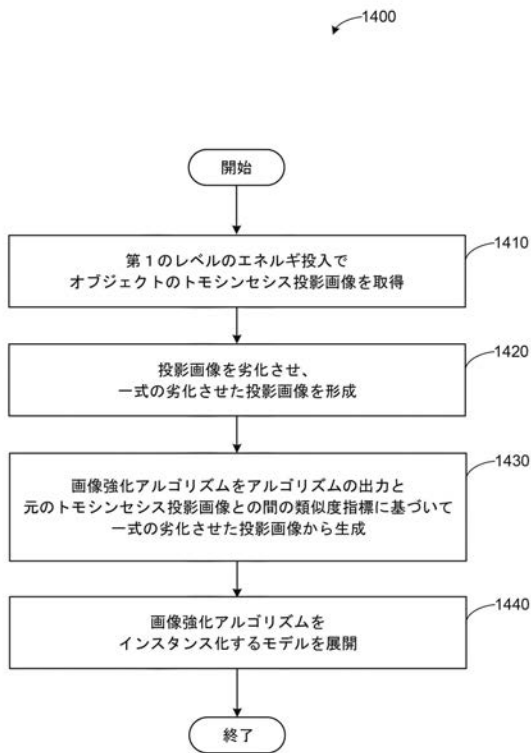


FIG. 14A

【図 14 B】

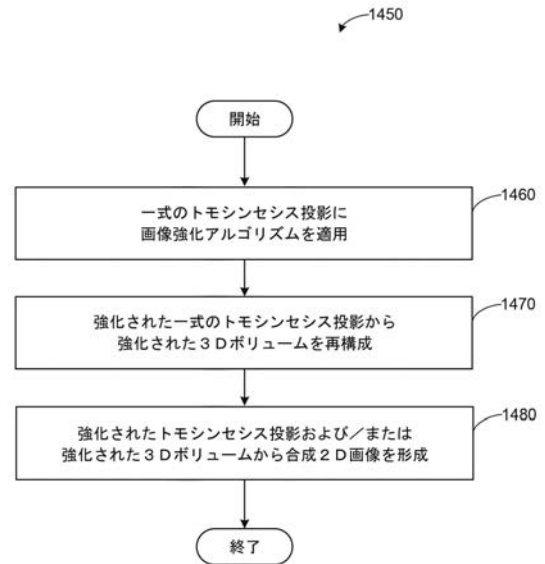


FIG. 14B

【 図 1 5 】

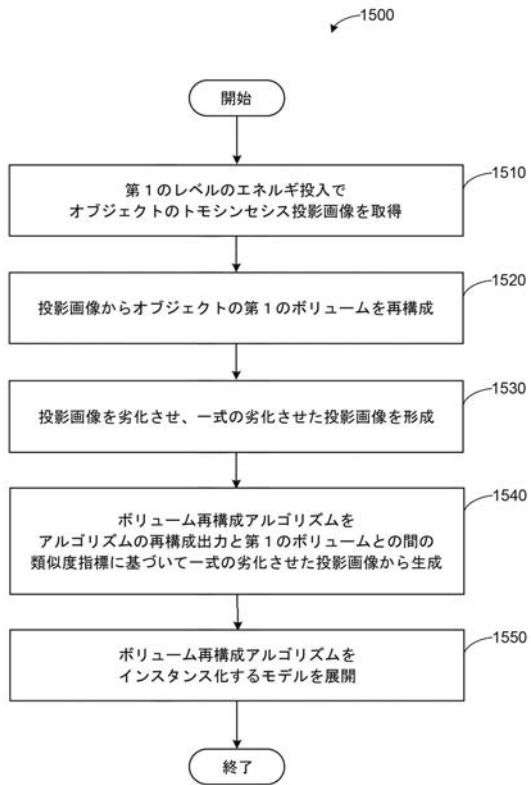


FIG. 15

【 図 1 6 】

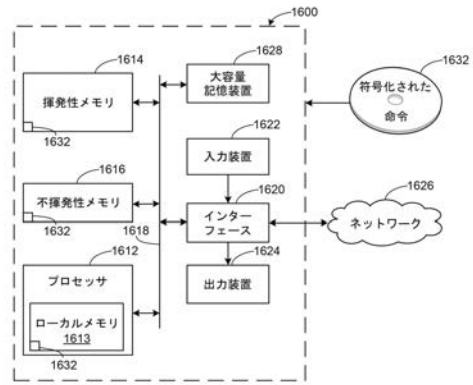


FIG. 16

【外国語明細書】

2020116378000001.pdf