

(19)日本国特許庁(JP)

(12)公表特許公報(A)

(11)公表番号

特表2023-552284

(P2023-552284A)

(43)公表日 令和5年12月15日(2023.12.15)

(51)国際特許分類	F I	テーマコード (参考)
G 0 6 T 7/00 (2017.01)	G 0 6 T 7/00 3 5 0 B	5 L 0 9 6
	G 0 6 T 7/00 3 5 0 C	

審査請求 未請求 予備審査請求 有 (全103頁)

(21)出願番号	特願2023-528749(P2023-528749)	(71)出願人	504337958
(86)(22)出願日	令和3年11月15日(2021.11.15)		カーネギー メロン ユニバーシティ
(85)翻訳文提出日	令和5年7月11日(2023.7.11)		アメリカ合衆国 1 5 2 1 3 ペンシルベ
(86)国際出願番号	PCT/US2021/059356		ニア、ピッツバーグ、フォーブズ アベ
(87)国際公開番号	WO2022/104194		ニュー 5 0 0 0
(87)国際公開日	令和4年5月19日(2022.5.19)	(74)代理人	110003421
(31)優先権主張番号	63/113,397		弁理士法人フィールズ国際特許事務所
(32)優先日	令和2年11月13日(2020.11.13)	(72)発明者	エドワード、チェン
(33)優先権主張国・地域又は機関	米国(US)		アメリカ合衆国カリフォルニア州、スタ
(81)指定国・地域	AP(BW,GH,GM,KE,LR,LS,MW,MZ,NA ,RW,SD,SL,ST,SZ,TZ,UG,ZM,ZW),EA(AM,AZ,BY,KG,KZ,RU,TJ,TM),EP(AL,A T,BE,BG,CH,CY,CZ,DE,DK,EE,ES,FI,FR ,GB,GR,HR,HU,IE,IS,IT,LT,LU,LV,MC, 最終頁に続く		ンフォード、キャンパス、ドライブ、7 3 5、アパートメント# 1 0 3 8
		(72)発明者	ジョン、ガレオッティ
			アメリカ合衆国ペンシルベニア州、ピッ
		(72)発明者	ツバーグ、マーケット、ロード、1 0
			ハウィー、チョセツト
			最終頁に続く

(54)【発明の名称】 医療画像における変動にわたるドメイン一般化のシステム及び方法

(57)【要約】

画像取得中に生じる多様な種類の動きを扱うように機械学習ベースの人工知能(AI)モデルをトレーニングする方法が提供される。その方法は、撮像デバイスと組織との間の動きを含む画像データを捕捉する工程と、その捕捉画像データを変更する工程と、その変更画像データに基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングする工程とを含み、補足画像データを変更する工程では、任意の2つのフレーム間の時間量を改変すること、捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去すること、及び1つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを捕捉画像データに追加することの少なくとも一つにより、変更画像データが生成される。別のシステム及び方法がさらに提供される。

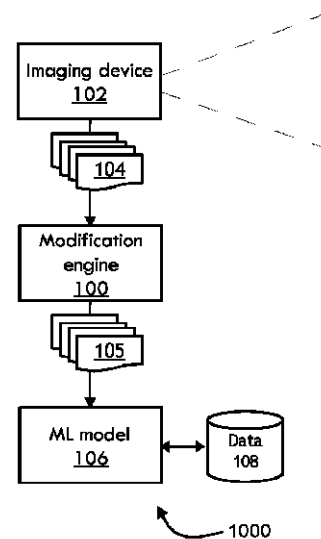


FIG. 1

【特許請求の範囲】

【請求項 1】

画像取得中に生じる多様な種類の動きを扱うように機械学習ベースの人工知能（ＡＩ）モデルをトレーニングする方法であって、

撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、捕捉画像データの複数のフレームが生成され、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、

計算デバイスを用いて前記捕捉画像データを変更することであって、

前記捕捉画像データの任意の２つのフレーム間の時間量を改変すること、

前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去すること、及び

１つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することであって、前記１つ又は複数の新しいフレームの各々は、前記捕捉画像データの少なくとも１つのフレームのコピー、前記捕捉画像データ中の他のフレームから作成された複合フレーム、前記捕捉画像データ中の他のフレーム間に現れるように生成された補間フレーム、前記捕捉画像データに含まれないフレーム、又はそれらの任意の組合せの少なくとも１つを含む、追加すること、

の少なくとも１つにより前記捕捉画像データを変更して、変更画像データを生成する、変更することと、

計算デバイスを用いて、前記変更画像データに基づいて機械学習ベースのＡＩモデルをトレーニングすることと、

を含む方法。

【請求項 2】

前記画像データは、リアルタイムで捕捉され、又は先に捕捉されている、請求項 1 に記載の方法。

【請求項 3】

前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記方法は、

前記捕捉画像データの各フレームの確率値を特定することと、

各フレームの前記確率値を所定の確率閾値と比較することにより、前記捕捉画像データのフレームの前記サブシーケンスを特定することと、

を更に含む、請求項 1 に記載の方法。

【請求項 4】

前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記方法は、

前記捕捉画像データからフレーム範囲を選択することと、

前記フレーム範囲の最初のフレーム数以上且つ前記フレーム範囲の最後のフレームに 1 を加えたもの以下の値を有するランダム整数を生成することと、

前記ランダム整数に基づいてフレームの前記サブシーケンスに選択されるフレームを決定することと、

を更に含む、請求項 1 に記載の方法。

【請求項 5】

前記捕捉画像データを変更することは、１つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することを含み、前記方法は、

所定長の時間シフトをランダムに生成することと、

前記捕捉画像データを、前記所定長に等しい複数のサブシーケンスに分割することと、

前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスにランダム整数を生成することと、

前記サブシーケンスに対応する前記ランダム整数に基づいて、前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスの少なくとも１つのフレームの幅及び高さの少なくとも一方を空間的にシフトすることと、

を更に含む、請求項 1 に記載の方法。

【請求項 6】

前記捕捉画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT画像、MRI画像、PET画像、SPECT画像、蛍光透視画像、X線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含み、前記機械学習ベースのAIモデルは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、バイズランダムフォレスト、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む、請求項1に記載の方法。

10

【請求項 7】

少なくとも1つの計算デバイスを含む、映像取得中に生じる多様な種類の動きを扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）をトレーニングするシステムであって、前記少なくとも1つの計算デバイスは、

撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、捕捉画像データの複数のフレームが生成され、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、

20

前記捕捉画像データを変更することであって、

前記捕捉画像データの任意の2つの画像間の時間量を改変すること、

前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去すること、及び

1つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することであって、前記1つ又は複数の新しいフレームの各々は、前記捕捉画像データの少なくとも1つのフレームのコピー、前記捕捉画像データ中の他のフレームから作成された複合フレーム、前記捕捉画像データ中の他のフレーム間に現れるように生成された補間フレーム、前記捕捉画像データに含まれないフレーム、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む、追加すること、

30

の少なくとも1つにより前記捕捉画像データを変更して、変更画像データを生成する、変更することと、

前記変更画像データに基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることと、
を行うようにプログラムされる又は構成される、システム。

【請求項 8】

前記画像データは、リアルタイムで捕捉され、又は先に捕捉されている、請求項7に記載のシステム。

【請求項 9】

前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記少なくとも1つの計算デバイスは、

40

前記捕捉画像データの各フレームの確率値を特定することと、

各フレームの前記確率値を所定の確率閾値と比較することにより、前記画像データのフレームの前記サブシーケンスを特定することと、

を行うように更に構成される、請求項7に記載のシステム。

【請求項 10】

前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記少なくとも1つの計算デバイスは、

前記捕捉画像データからフレーム範囲を選択することと、

前記フレーム範囲の最初のフレーム数以上且つ前記フレーム範囲の最後のフレームに1

50

を加えたものの以下の値を有するランダム整数を生成することと、

前記ランダム整数に基づいてフレームの前記サブシーケンスに選択されるフレームを決定することと、

を行うように更に構成される、請求項 7 に記載のシステム。

【請求項 1 1】

前記捕捉画像データを変更することは、1 つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することを含み、前記少なくとも 1 つの計算デバイスは、所定長の時間シフトの大きさをランダムに生成することと、

前記捕捉画像データを、前記所定長に等しい複数のサブシーケンスに分割することと、

前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスにランダム整数を生成することと、

前記サブシーケンスに対応する前記ランダム整数に基づいて、前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスの少なくとも 1 つのフレームの幅及び高さの少なくとも一方を空間的にシフトすることと、

を行うように更に構成される、請求項 7 に記載のシステム。

【請求項 1 2】

前記捕捉画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT 画像、MRI 画像、PET 画像、SPECT 画像、蛍光透視画像、X 線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも 1 つを含み、前記機械学習ベースの AI モデルは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、バイズランダムフォレスト、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも 1 つを含む、請求項 7 に記載のシステム。

【請求項 1 3】

映像取得中に生じる多様な種類の動きを扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）をトレーニングするコンピュータプログラム製品であって、プログラム命令を含む少なくとも 1 つの非一時的コンピュータ可読媒体を含み、前記プログラム命令は、少なくとも 1 つの計算デバイスにより実行されると、前記少なくとも 1 つの計算デバイスに、

撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、捕捉画像データの複数のフレームが生成され、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、

前記捕捉画像データを変更することであって、

前記捕捉画像データの任意の 2 つの画像間の時間量を改変すること、

前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去すること、及び

1 つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することであって、前記 1 つ又は複数の新しいフレームの各々は、前記捕捉画像データの少なくとも 1 つのフレームのコピー、前記捕捉画像データ中の他のフレームから作成された複製フレーム、前記捕捉画像データ中の他のフレーム間に現れるように生成された補間フレーム、前記捕捉画像データに含まれないフレーム、又はそれらの任意の組合せの少なくとも 1 つを含む、追加すること、

の少なくとも 1 つにより前記捕捉画像データを変更して、変更画像データを生成する、変更することと、

前記変更画像データに基づいて機械学習ベースの AI モデルをトレーニングすることと、
、
を行わせる、コンピュータプログラム製品。

【請求項 14】

前記画像データは、リアルタイムで捕捉され、又は先に捕捉されている、請求項 13 に記載のコンピュータプログラム製品。

【請求項 15】

前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記プログラム命令は、前記少なくとも 1 つの計算デバイスに、

前記捕捉画像データの各フレームの確率値を特定することと、

各フレームの前記確率値を所定の確率閾値と比較することにより、前記画像データのフレームの前記サブシーケンスを特定することと、

を更に行わせる、請求項 13 に記載のコンピュータプログラム製品。

【請求項 16】

前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記プログラム命令は、前記少なくとも 1 つの計算デバイスに、

前記捕捉画像データからフレーム範囲を選択することと、

前記フレーム範囲の最初のフレーム数以上且つ前記フレーム範囲の最後のフレームに 1 を加えたものの以下の値を有するランダム整数を生成することと、

前記ランダム整数に基づいてフレームの前記サブシーケンスに選択されるフレームを決定することと、

を更に行わせる、請求項 13 に記載のコンピュータプログラム製品。

【請求項 17】

前記捕捉画像データを変更することは、1 つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することを含み、前記プログラム命令は、前記少なくとも 1 つの計算デバイスに、

所定長のフレームの各サブシーケンスの時間シフトの大きさをランダムに生成することと、

前記捕捉画像データを、前記所定長に等しい複数のサブシーケンスに分割することと、

前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスにランダム整数を生成することと、

前記サブシーケンスに対応する前記ランダム整数に基づいて、前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスの少なくとも 1 つのフレームの幅及び高さの少なくとも一方を空間的にシフトすることと、

を更に行わせる、請求項 13 に記載のコンピュータプログラム製品。

【請求項 18】

前記捕捉画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT 画像、MRI 画像、PET 画像、SPECT 画像、蛍光透視画像、X 線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも 1 つを含み、前記機械学習ベースの AI モデルは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、バイズランダムフォレスト、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも 1 つを含む、請求項 13 に記載のコンピュータプログラム製品。

【請求項 19】

前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データのコピーを生成することと、前記捕捉画像データの前記コピーを変更して、前記変更画像データを形成することとを

10

20

30

40

50

含む、請求項 1 に記載の方法。

【請求項 20】

医療撮像中、多様な種類の組織外観を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングする方法であって、

撮像デバイスを使用して一連のトレーニング医療画像を捕捉することであって、前記一連のトレーニング医療画像は、シーケンス中に複数のフレームを含む、捕捉することと、

計算デバイスを用いて、前記複数のフレームのうちのフレームの少なくともサブセットのうちの各フレーム前後の 1 組の制御点及び各フレーム中の分類された各オブジェクトを生成することと、

計算デバイスを用いて、前記 1 組の制御点及び不確実性マップに基づいて畳み込みニューラルネットワークを用いて、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームの 1 組の変形制御点を生成することと、

計算デバイスを用いて、前記 1 組の変形制御点に基づいてフレームの前記少なくともサブセットのうちの各フレームに幾何学的歪みを適用することであって、それにより、新しいトレーニング画像を生成する、適用することと、

計算デバイスを用いて、前記新しいトレーニング画像に基づいて機械学習ベースの AI モデルをトレーニングすることと、を含む方法。

10

【請求項 21】

前記 1 組の変形制御点は、アフィン変換に基づいて生成される、請求項 20 に記載の方法。

20

【請求項 22】

前記 1 組の変形制御点は、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することによって生成される、請求項 20 に記載の方法。

【請求項 23】

フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が前記不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することは、認識性及び／又は偶然性不確実性マップに基づく、請求項 22 に記載の方法。

【請求項 24】

前記認識性及び／又は偶然性不確実性マップは、トレーニング中の前記機械学習ベースの AI モデルから出力される、請求項 23 に記載の方法。

30

【請求項 25】

トレーニング中の前記機械学習ベースの AI モデルは、ベイジアン人工ニューラルネットワークを含む、請求項 24 に記載の方法。

【請求項 26】

前記 1 組の変形制御点は、前記自動査定 of の出力を入力として処理するように構成された個別エージェント敵対的拡張人工ニューラルネットワークの出力に基づいて生成される、請求項 22 に記載の方法。

【請求項 27】

医療撮像中、多様な種類の組織外観を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングする方法であって、

撮像デバイスを使用して一連のトレーニング医療画像を捕捉することと、

前記トレーニング医療画像を新しいトレーニング画像に拡張することであって、異なる歪みは、前記一連のトレーニング医療画像及び／又は映像の個々のフレーム内の異なる部分を標的とする、拡張することと、

歪みを前記新しいトレーニング画像の新しい各トレーニング画像に適用することと、

AI 学習中、前記歪みを反復的に計算することであって、前記反復的に計算することは、

40

トレーニング画像のどの部分が、トレーニングにおけるその瞬間で前記 AI により視

50

覚的に理解される困難さがより高い部分と比較して、前記 A I により視覚的に理解される困難さがより低いか及び／又は

トレーニングのその瞬間におけるトレーニング画像の異なる部分の各々に対する前記 A I の困難さの程度

の少なくとも一方の自動査定に基づく、計算することと、を含む方法。

【請求項 28】

前記歪みは幾何学的であり、移動最小二乗画像変形を使用して適用される、請求項 27 に記載の方法。

【請求項 29】

前記歪みは、入力として、異なる画像領域の困難さの程度の査定を処理する別個エージェント敵対的拡張人工ニューラルネットワークの出力に基づいて計算される、請求項 27 又は 28 に記載の方法。

【請求項 30】

拡張システムは、トレーニング医療画像を新しいトレーニング画像に拡張し、前記拡張システムは、前記拡張システムが、トレーニング中、前記画像データの特定の領域をスポット拡張するように、1つ又は複数のデータ拡張プロセスと統合される、請求項 27～29 のいずれか 1 項に記載の方法。

【請求項 31】

請求項 27～30 のいずれか 1 項に記載の方法を実行するようにプログラム又は構成された少なくとも 1 つの計算デバイスを含むシステム。

【請求項 32】

少なくとも 1 つの計算デバイスにより実行されると、請求項 27～30 のいずれか 1 項に記載の方法を前記少なくとも 1 つの計算デバイスに実行させるプログラム命令を含む少なくとも 1 つの非一時的コンピュータ可読媒体を含むコンピュータプログラム製品。

【請求項 33】

医療撮像中、多様な種類の組織外観を扱うように機械学習ベースの人工知能（A I）モデルをトレーニングするシステムであって、少なくとも 1 つの計算デバイスを含み、前記少なくとも 1 つの計算デバイスは、

撮像デバイスを使用して一連のトレーニング医療画像を捕捉することであって、前記一連のトレーニング医療画像は、シーケンス中に複数のフレームを含む、捕捉することと、

前記複数のフレームのうちのフレームの少なくともサブセットのうちの各フレーム前後の 1 組の制御点及び各フレーム中の分類された各オブジェクトを生成することと、

前記 1 組の制御点及び不確実性マップに基づいて畳み込みニューラルネットワークを用いて、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームの 1 組の変形制御点を生成することと、

前記 1 組の変形制御点に基づいてフレームの前記少なくともサブセットのうちの各フレームに幾何学的歪みを適用することであって、それにより、新しいトレーニング画像を生成する、適用することと、

前記新しいトレーニング画像に基づいて機械学習ベースの A I モデルをトレーニングすることと、

を行うようにプログラムされる又は構成される、システム。

【請求項 34】

前記 1 組の変形制御点は、アフィン変換に基づいて生成される、請求項 33 に記載のシステム。

【請求項 35】

前記 1 組の変形制御点は、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することによって生成される、請求項 33 に記載のシステム。

【請求項 36】

フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が前記不確実性閾値を満

10

20

30

40

50

たすかを自動的に査定することは、認識性及び／又は偶然性不確実性マップに基づく、請求項 35 に記載のシステム。

【請求項 37】

前記認識性及び／又は偶然性不確実性マップは、トレーニング中の前記機械学習ベースの AI モデルから出力される、請求項 36 に記載のシステム。

【請求項 38】

トレーニング中の前記機械学習ベースの AI モデルは、ベイジアン人工ニューラルネットワークを含む、請求項 33 に記載のシステム。

【請求項 39】

前記 1 組の変形制御点は、自動査定を入力として処理するように構成された個別エージェント敵対的拡張人工ニューラルネットワークの出力に基づいて生成される、請求項 33 に記載のシステム。

【請求項 40】

医療撮像中、多様な種類の組織外観を扱うように機械学習ベースの人工知能 (AI) モデルをトレーニングするコンピュータプログラム製品であって、プログラム命令を含む少なくとも 1 つの非一時的コンピュータ可読媒体を含み、前記プログラム命令は、少なくとも 1 つの計算デバイスにより実行されると、前記少なくとも 1 つの計算デバイスに、

撮像デバイスを使用して一連のトレーニング医療画像を捕捉することであって、前記一連のトレーニング医療画像は、シーケンス中に複数のフレームを含む、捕捉することと、

前記複数のフレームのうちのフレームの少なくともサブセットのうちの各フレーム前後の 1 組の制御点及び各フレーム中の分類された各オブジェクトを生成することと、

前記 1 組の制御点及び不確実性マップに基づいて畳み込みニューラルネットワークを用いて、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームの 1 組の変形制御点を生成することと、

前記 1 組の変形制御点に基づいてフレームの前記少なくともサブセットのうちの各フレームに幾何学的歪みを適用することであって、それにより、新しいトレーニング画像を生成する、適用することと、

前記新しいトレーニング画像に基づいて機械学習ベースの AI モデルをトレーニングすることと、

を行わせる、コンピュータプログラム製品。

【請求項 41】

前記 1 組の変形制御点は、アフィン変換に基づいて生成される、請求項 40 に記載のコンピュータプログラム製品。

【請求項 42】

前記 1 組の変形制御点は、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することによって生成される、請求項 40 に記載のコンピュータプログラム製品。

【請求項 43】

フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が前記不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することは、認識性及び／又は偶然性不確実性マップに基づく、請求項 42 に記載のコンピュータプログラム製品。

【請求項 44】

前記認識性及び／又は偶然性不確実性マップは、トレーニング中の前記機械学習ベースの AI モデルから出力される、請求項 43 に記載のコンピュータプログラム製品。

【請求項 45】

トレーニング中の前記機械学習ベースの AI モデルは、ベイジアン人工ニューラルネットワークを含む、請求項 40 に記載のコンピュータプログラム製品。

【請求項 46】

前記 1 組の変形制御点は、自動査定の出力を入力として処理するように構成された個別エージェント敵対的拡張人工ニューラルネットワークの出力に基づいて生成される、請求

10

20

30

40

50

項 40 に記載のコンピュータプログラム製品。

【請求項 47】

トレーニング中に新しいトレーニングデータを取得することにより、医療撮像中、多様な種類及び／又は組織の外観を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングするシステムであって、

対象者のトレーニング画像データを自律的に取得するように構成されたロボットと、

前記ロボットと通信する少なくとも 1 つの計算デバイスと、

を含み、

前記少なくとも 1 つの計算デバイスは、

前記トレーニング画像データが前記ロボットにより取得される際、前記トレーニング画像データの画質をリアルタイムで査定することと、

前記トレーニング画像データの画質に基づいて前記トレーニング画像データの少なくとも 1 つのマップを作成することと、

前記トレーニング画像データの画質に基づいて前記マップに基づいて、前記ロボットによる新しいトレーニング画像データの取得を調整することと、

を行うように構成される、システム。

【請求項 48】

前記画質を査定することは、平均推定及び前記平均推定の不確実性推定を特定することを含む、請求項 47 に記載のシステム。

【請求項 49】

前記平均推定及び前記不確実性推定を特定することは、ガウスプロセス又は共分散モデルに基づく、請求項 48 に記載のシステム。

【請求項 50】

新しいトレーニング画像データの取得を調整することは、以下の画質パラメータ：最高平均、信頼上限、予期される改善、又はそれらの任意の組合せの少なくとも 1 つを最適化することを含む、請求項 47 に記載のシステム。

【請求項 51】

前記少なくとも 1 つの計算デバイスは、トレーニング中のベイジアン AI モデルからの認識性及び偶然性不確実性出力の組合せに基づいて前記平均推定及び前記不確実性推定を特定するように更に構成される、請求項 48 に記載のシステム。

【請求項 52】

組織は、前記トレーニング画像データを取得している間に捕捉される画像の外観を変えるように、前記ロボット又は第 2 のデバイスにより自律的、物理的に操作される、請求項 47 に記載のシステム。

【請求項 53】

前記少なくとも 1 つの計算デバイスは、前記新しいトレーニング画像データに基づいて、機械学習ベースの AI モデルをトレーニングするように更に構成され、前記ロボット又は前記第 2 のデバイスは、前記機械学習ベースの AI モデルの実行時使用中、前記組織を操作するように構成される、請求項 52 に記載のシステム。

【請求項 54】

前記組織は、前記新しいトレーニング画像データで捕捉される組織として出現するように物理的に操作される、請求項 53 に記載のシステム。

【請求項 55】

前記少なくとも 1 つの計算デバイスは、前記画質を改善するように前記トレーニング画像データの 1 つ又は複数の態様を増分的に変更するよう更に構成される、請求項 47 に記載のシステム。

【請求項 56】

前記少なくとも 1 つの計算デバイスは、第 1 の AI システム及び第 2 の AI システムを含み、前記第 1 の AI システムは生徒 AI システムを含み、前記第 2 の AI システムは、意図される一連の行動に基づいて前記生徒 AI システムを調整するように構成される教師

10

20

30

40

50

A Iシステムを含む、請求項 4 7 に記載のシステム。

【請求項 5 7】

前記トレーニング画像データは、独立ベクトルの潜在空間において表され、各潜在ベクトルは、前記トレーニング画像データにおける変化の 1 つの態様を表し、前記新しいトレーニング画像データの取得又は前記トレーニング画像データの拡張は、前記潜在ベクトル表現に基づく、請求項 4 7 に記載のシステム。

【請求項 5 8】

前記少なくとも 1 つの計算デバイスは、ほぐれたデータ表現に基づいて前記独立潜在ベクトルを作成又は推測するように更に構成される、請求項 5 7 に記載のシステム。

【請求項 5 9】

前記トレーニング画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT 画像、MRI 画像、PET 画像、SPECT 画像、蛍光透視画像、X 線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、超音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも 1 つを含み、前記少なくとも 1 つの計算デバイスは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、バイズランダムフォレスト、勾配ブースト機械、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも 1 つを含む、請求項 4 7 に記載のシステム。

【請求項 6 0】

前記少なくとも 1 つの計算デバイスは、第 1 の A Iシステム及び第 2 の A Iシステムを含み、前記第 1 の A Iシステムは、前記トレーニング画像データが前記ロボットにより取得されるにつれて前記トレーニング画像データの画質をリアルタイムで査定し、前記トレーニング画像データの画質に基づいて前記トレーニング画像データの画質を少なくとも 1 つのマップを作成するように構成され、前記第 2 の A Iシステムは、前記トレーニング画像データの画質を少なくとも 1 つのマップに基づいて前記新しいトレーニング画像データの取得を調整するように構成される、請求項 4 7 に記載のシステム。

【請求項 6 1】

トレーニング中、新しいトレーニングデータを取得することにより、医療撮像中、多様な種類及び／又は組織の外観を扱うように機械学習ベースの人工知能（A I）モデルをトレーニングする方法であって、

計算デバイスを用いて、ロボットを用いて対象のトレーニング画像データを自律的に取得することと、

計算デバイスを用いて、前記トレーニング画像データが前記ロボットにより取得されるにつれて、前記トレーニング画像データの画質をリアルタイムで査定することと、

計算デバイスを用いて、前記トレーニング画像データの画質に基づいて前記トレーニング画像データの少なくとも 1 つのマップを作成することと、

計算デバイスを用いて、前記トレーニング画像データの画質を少なくとも 1 つのマップに基づいて、前記ロボットによる新しいトレーニング画像データの取得を調整することと、を含む方法。

【請求項 6 2】

前記画質を査定することは、平均推定及び前記平均推定の不確実性推定を特定することを含む、請求項 6 1 に記載の方法。

【請求項 6 3】

前記平均推定及び前記不確実性推定を特定することは、ガウスプロセス又は共分散モデルに基づく、請求項 6 2 に記載の方法。

【請求項 6 4】

新しいトレーニング画像データの取得を調整することは、以下の画質パラメータ：最高平均、信頼上限、予期される改善、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを最適化することを含む、請求項 6 1 に記載の方法。

【請求項 6 5】

トレーニング中のベイジアン A I モデルからの認識性及び偶然性不確実性出力の組合せに基づいて前記平均推定及び前記不確実性推定を特定することを更に含む、請求項 6 2 に記載の方法。

【請求項 6 6】

組織は、前記トレーニング画像データを取得しながら捕捉されている画像の外観を変えるように、前記ロボット又は第 2 のデバイスにより自律的、物理的に操作される、請求項 6 1 に記載の方法。

10

【請求項 6 7】

前記新しいトレーニング画像データに基づいて、機械学習ベースの A I モデルをトレーニングすることを更に含み、前記ロボット又は前記第 2 のデバイスは、前記機械学習ベースの A I モデルの実行時使用中、前記組織を操作するように構成される、請求項 6 6 に記載の方法。

【請求項 6 8】

前記組織は、前記新しいトレーニング画像データで捕捉される組織として出現するように物理的に操作される、請求項 6 6 に記載の方法。

20

【請求項 6 9】

前記画質を改善するように前記トレーニング画像データの 1 つ又は複数の態様を増分的に変更することを更に含む、請求項 6 1 に記載の方法。

【請求項 7 0】

前記トレーニング画像データは、独立ベクトルの潜在空間において表され、各潜在ベクトルは、前記トレーニング画像データにおける変化の 1 つの態様を表し、前記新しいトレーニング画像データの取得又は前記トレーニング画像データの拡張は、前記潜在ベクトル表現に基づく、請求項 6 1 に記載の方法。

【請求項 7 1】

前記少なくとも 1 つの計算デバイスは、ほぐれたデータ表現に基づいて前記独立潜在ベクトルを作成又は推測するように更に構成される、請求項 7 0 に記載の方法。

30

【請求項 7 2】

前記トレーニング画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT 画像、MRI 画像、PET 画像、SPECT 画像、蛍光透視画像、X 線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含み、前記計算デバイスは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、バイズランダムフォレスト、勾配ブースト機械、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む、請求項 6 1 に記載の方法。

40

【請求項 7 3】

トレーニング中、新しいトレーニングデータを取得することにより、医療撮像中、多様な種類及び／又は組織の外観を扱うように機械学習ベースの人工知能（A I）モデルをトレーニングするコンピュータプログラム製品であって、プログラム命令を含む少なくとも1つの非一時的コンピュータ可読媒体を含み、前記プログラム命令は、少なくとも1つの

50

計算デバイスにより実行されると、前記少なくとも 1 つの計算デバイスに、

ロボットを用いて対象のトレーニング画像データを自律的に取得することと、

前記トレーニング画像データが前記ロボットにより取得されるにつれて、前記トレーニング画像データの画質をリアルタイムで査定することと、

前記トレーニング画像データの前記画質に基づいて前記トレーニング画像データの少なくとも 1 つのマップを作成することと、

前記トレーニング画像データの前記少なくとも 1 つのマップに基づいて、前記ロボットによる新しいトレーニング画像データの取得を調整することと、

を行わせる、コンピュータプログラム製品。

【請求項 7 4】

前記画質を査定することは、平均推定及び前記平均推定の不確実性推定を特定することを含む、請求項 7 3 に記載のコンピュータプログラム製品。

【請求項 7 5】

前記平均推定及び前記不確実性推定を特定することは、ガウスプロセス又は共分散モデルに基づく、請求項 7 4 に記載のコンピュータプログラム製品。

【請求項 7 6】

新しいトレーニング画像データの取得を調整することは、以下の画質パラメータ：最高平均、信頼上限、予期される改善、又はそれらの任意の組合せの少なくとも 1 つを最適化することを含む、請求項 7 3 に記載のコンピュータプログラム製品。

【請求項 7 7】

前記プログラム命令は、前記少なくとも 1 つの計算デバイスに、トレーニング中のベイジアン AI モデルからの認識性及び偶然性不確実性出力の組合せに基づいて前記平均推定及び前記不確実性推定を特定することを更に行わせる、請求項 7 4 に記載のコンピュータプログラム製品。

【請求項 7 8】

組織は、前記トレーニング画像データを取得しながら捕捉されている画像の外観を変えるように、前記ロボット又は第 2 のデバイスにより自律的、物理的に操作される、請求項 7 3 に記載のコンピュータプログラム製品。

【請求項 7 9】

前記プログラム命令は、前記少なくとも 1 つの計算デバイスに、前記新しいトレーニング画像データに基づいて、機械学習ベースの AI モデルをトレーニングすることを更に行わせ、前記ロボット又は前記第 2 のデバイスは、前記機械学習ベースの AI モデルの実行時使用中、前記組織を操作するように構成される、請求項 7 8 に記載のコンピュータプログラム製品。

【請求項 8 0】

前記組織は、前記新しいトレーニング画像データで捕捉される組織として出現するように物理的に操作される、請求項 7 8 に記載のコンピュータプログラム製品。

【請求項 8 1】

前記プログラム命令は、前記少なくとも 1 つの計算デバイスに、前記画質を改善するように前記トレーニング画像データの 1 つ又は複数の態様を増分的に変更することを更に行わせる、請求項 7 3 に記載のコンピュータプログラム製品。

【請求項 8 2】

前記トレーニング画像データは、独立ベクトルの潜在空間において表され、各潜在ベクトルは、前記トレーニング画像データにおける変化の 1 つの態様を表し、前記新しいトレーニング画像データの取得又は前記トレーニング画像データの拡張は、前記潜在ベクトル表現に基づく、請求項 7 3 に記載のコンピュータプログラム製品。

【請求項 8 3】

前記プログラム命令は、前記少なくとも 1 つの計算デバイスに、ほぐれたデータ表現に基づいて前記独立潜在ベクトルを作成又は推測することを更に行わせる、請求項 8 2 に記載のコンピュータプログラム製品。

10

20

30

40

50

【請求項 8 4】

前記トレーニング画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT画像、MRI画像、PET画像、SPECT画像、蛍光透視画像、X線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカルスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含み、前記少なくとも1つの計算デバイスは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、バイズランダムフォレスト、勾配ブースト機械、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む、請求項 7 3 に記載のコンピュータプログラム製品。

10

【請求項 8 5】

画像取得中に生じる多様な種類の変化を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングする方法であって、

撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、複数のフレームの捕捉画像データを生成し、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、

20

少なくとも1つの潜在ベクトル表現を特定することと、

前記少なくとも1つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データをバリエーションオートエンコーダモデルに入力することと、

前記バリエーションオートエンコーダモデルを用いて、前記少なくとも1つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データを敵対的画像データに復号化することと、

前記敵対的画像データに基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることと、

を含む方法。

【請求項 8 6】

前記潜在ベクトル表現の各ベクトル次元は、標的ドメインの1つの変化度を表す、請求項 8 5 に記載の方法。

30

【請求項 8 7】

各潜在ベクトル表現は、他の各潜在ベクトル表現から独立する、請求項 8 5 に記載の方法。

【請求項 8 8】

画像取得中に生じる多様な種類の変化を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングするシステムであって、少なくとも1つの計算デバイスを含み、前記少なくとも1つの計算デバイスは、

撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、複数のフレームの捕捉画像データを生成し、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、

40

少なくとも1つの潜在ベクトル表現を特定することと、

前記少なくとも1つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データをバリエーションオートエンコーダモデルに入力することと、

前記バリエーションオートエンコーダモデルを用いて、前記少なくとも1つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データを敵対的画像データに復号化することと、

前記敵対的画像データに基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることと、

を行うようにプログラムされる又は構成される、システム。

【請求項 8 9】

50

前記潜在ベクトル表現の各ベクトル次元は、標的ドメインの1つの変化度を表す、請求項88に記載のシステム。

【請求項90】

各潜在ベクトル表現は、他の各潜在ベクトル表現から独立する、請求項88に記載のシステム。

【請求項91】

画像取得中に生じる多様な種類の変化を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングするコンピュータプログラム製品であって、プログラム命令を含む少なくとも1つの非一時的コンピュータ可読媒体を含み、前記プログラム命令は、少なくとも1つの計算デバイスにより実行されると、前記少なくとも1つの計算デバイスに、

撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、複数のフレームの捕捉画像データを生成し、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、

少なくとも1つの潜在ベクトル表現を特定することと、

前記少なくとも1つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データをバリエーションオートエンコーダモデルに入力することと、

前記バリエーションオートエンコーダモデルを用いて、前記少なくとも1つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データを敵対的画像データに復号化することと、

前記敵対的画像データに基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることと、

を行わせる、コンピュータプログラム製品。

【請求項92】

前記潜在ベクトル表現の各ベクトル次元は、標的ドメインの1つの変化度を表す、請求項91に記載のコンピュータプログラム製品。

【請求項93】

各潜在ベクトル表現は、他の各潜在ベクトル表現から独立する、請求項91に記載のコンピュータプログラム製品。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

関連出願の相互参照

本願は、2020年11月13日付けで出願された米国仮特許出願第63／113，397号の優先権を主張するものであり、この出願の開示は全体的に、参照により本明細書に援用される。

【背景技術】

【0002】

1. 分野

本開示は、一般的には超音波画像処理に関し、非限定的な実施形態又は態様において、医療画像における変動にわたるドメイン一般化のシステム及び方法に関する。

【0003】

2. 技術的考慮事項

超音波は、医療撮像にとってますます人気のある技法になった。例えば、超音波は比較的低リスク（例えば潜在的な副作用が比較的少ない等）であり、可搬性があり、放射線がなく、比較的安価（例えば他の種類の医療画像と比較して）等であり得る。

【0004】

深層学習等の多くの医療学習技法が、様々なシナリオで超音波画像を解析するのに使用されてきている。深層学習技法及び近年の進歩により、人間の技能レベルまで又はそれを越えるリアルタイム超音波撮像シナリオでのモデル性能の増大が可能になった。しかしながら、この性能増大は一般に、解剖学的構造、スキャナ種類、撮像設定、プローブ位置、及び外部アーチファクト等の1つのドメイン内のみで適用可能である。特に超音波を用い

10

20

30

40

50

る医療撮像の分野内で、実生活シナリオは、従来通りにトレーニングされた深層学習モデルに問題を呈し得る。

【0005】

特定の種類の解剖学的構造、撮像設定、又は傷害シナリオは、トレーニングされた深層学習モデルでは従来見られなかった新しいデータを呈する。例えば、緊急シナリオでは、医療専門家は、リアルタイム超音波画像を捕捉するために、より高速でより一貫性のない走査法を使用し得る。考えられる全てのシナリオでモデルをトレーニングするためには、膨大な量の医療撮像データが必要となる。しかしながら、医療撮像データセットは多くの場合、量が制限され、限られた分布にわたる。既存の医療撮像データでトレーニングされた深層学習モデルは多くの場合、実生活状況で見られることが多い異なる解剖学的部位、走査設定、又は撮像シナリオからのデータでテストされる場合、性能が不良である。モデルは、トレーニング外分布データ及び初見の画像への一般化に使用できない。これは、そのような深層学習モデルの実世界使用事例を制限する恐れがある。さらに、考えられる全てのシナリオにわたる、深層学習モデルの適宜トレーニングに必要なデータの収集は、非常に時間がかかるとともに、高価である。モデルトレーニングのために、異なる走査速度及び撮像条件下でラベルが定義付けられた超音波データを得ることは実行不可能である。

10

【0006】

幾つかの時間的データ拡張法は、時間シフトが、各データシーケンス内で一定数のデータ点をドロップし、それにより、データの時間ホライズンを拡張することにより画像データにおいて対処される窓ワープを含む。しかしながら、窓ワープ及び他の方法は、超音波撮像での高速及び／又は予測不可能な変化に対処しない。

20

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0007】

これらの問題の幾つかに対処するために、異なるデータ拡張戦略を超音波画像データセットに使用し得る。しかしながら、時間ベースの撮像モダリティ、空間的な解剖学的構造変動、走査手順、撮像設定、又はリアルタイム医療撮像での他の知覚できる差違にわたり能動的に一般化するデータ拡張戦略は現在存在しない。現行のデータ拡張技法は一般に、回転、反転、スキュー、及びぼやけ等の単純な静的変換に制限されている。しかしながら、これらの単純な変換は、データ拡張戦略を現行状態の深層学習モデルに適合させることができない。超音波画像は、トレーニングデータ分布がテスト時の分布と大きく異なり得るため、特定の組の問題を呈する。現行の単純な変換データ拡張戦略は、これらの分布を正確に捕捉することができない。

30

【0008】

非限定的実施形態又は態様によると、画像取得中に生じる多様な種類の動きを扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングする方法であって、撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、捕捉画像データの複数のフレームが生成され、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、計算デバイスを用いて前記捕捉画像データを変更することであって、前記捕捉画像データの任意の2つのフレーム間の時間量を改変すること、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去すること、及び1つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することであって、前記1つ又は複数の新しいフレームの各々は、前記捕捉画像データの少なくとも1つのフレームのコピー、前記捕捉画像データ中の他のフレームから作成された複合フレーム、前記捕捉画像データ中の他のフレーム間に現れるように生成された補間フレーム、前記捕捉画像データに含まれないフレーム、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む、追加すること、の少なくとも1つにより前記捕捉画像データを変更して、変更画像データを生成する、変更することと、計算デバイスを用いて、前記変更画像データに基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることと、を含む方法が提供される。

40

【0009】

50

非限定的実施形態又は態様において、前記画像データは、リアルタイムで捕捉され、又は先に捕捉されている。非限定的実施形態又は態様において、前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記方法は、前記捕捉画像データの各フレームの確率値を特定することと、各フレームの前記確率値を所定の確率閾値と比較することにより、前記捕捉画像データのフレームの前記サブシーケンスを特定することと、を更に含む。非限定的実施形態又は態様において、前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記方法は、前記捕捉画像データからフレーム範囲を選択することと、前記フレーム範囲の最初のフレーム数以上且つ前記フレーム範囲の最後のフレームに1を加えたものの以下の値を有するランダム整数を生成することと、前記ランダム整数に基づいてフレームの前記サブシーケンスに選択されるフレームを決定することと、を更に含む。非限定的実施形態又は態様において、前記捕捉画像データを変更することは、1つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することを含み、前記方法は、所定長の時間シフトをランダムに生成することと、前記捕捉画像データを、前記所定長に等しい複数のサブシーケンスに分割することと、前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスにランダム整数を生成することと、前記サブシーケンスに対応する前記ランダム整数に基づいて、前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスの少なくとも1つのフレームの幅及び高さの少なくとも一方を空間的にシフトすることと、を更に含む。非限定的実施形態又は態様において、前記捕捉画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT画像、MRI画像、PET画像、SPECT画像、蛍光透視画像、X線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含み、前記機械学習ベースのAIモデルは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、バイズランダムフォレスト、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む。

10

20

30

【0010】

非限定的実施形態又は態様によると、少なくとも1つの計算デバイスを含む、映像取得中に生じる多様な種類の動きを扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）をトレーニングするシステムであって、前記少なくとも1つの計算デバイスは、撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、捕捉画像データの複数のフレームが生成され、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、前記捕捉画像データを変更することであって、前記捕捉画像データの任意の2つの画像間の時間量を改変すること、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去すること、及び1つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することであって、前記1つ又は複数の新しいフレームの各々は、前記捕捉画像データの少なくとも1つのフレームのコピー、前記捕捉画像データ中の他のフレームから作成された複合フレーム、前記捕捉画像データ中の他のフレーム間に現れるように生成された補間フレーム、前記捕捉画像データに含まれないフレーム、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む、追加すること、の少なくとも1つにより前記捕捉画像データを変更して、変更画像データを生成する、変更することと、前記変更画像データに基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることと、を行うようにプログラムされる又は構成される、システムが提供される。

40

【0011】

非限定的実施形態又は態様において、前記画像データは、リアルタイムで捕捉され、又

50

は先に捕捉されている。非限定的実施形態又は態様において、前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記方法は、前記捕捉画像データの各フレームの確率値を特定することと、各フレームの前記確率値を所定の確率閾値と比較することにより、前記捕捉画像データのフレームの前記サブシーケンスを特定することと、を更に含む。非限定的実施形態又は態様において、前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記方法は、前記捕捉画像データからフレーム範囲を選択することと、前記フレーム範囲の最初のフレーム数以上且つ前記フレーム範囲の最後のフレームに1を加えたものの以下の値を有するランダム整数を生成することと、前記ランダム整数に基づいてフレームの前記サブシーケンスに選択されるフレームを決定することと、を更に含む。非限定的実施形態又は態様において、前記捕捉画像データを変更することは、1つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することを含み、前記方法は、所定長の時間シフトをランダムに生成することと、前記捕捉画像データを、前記所定長に等しい複数のサブシーケンスに分割することと、前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスにランダム整数を生成することと、前記サブシーケンスに対応する前記ランダム整数に基づいて、前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスの少なくとも1つのフレームの幅及び高さの少なくとも一方を空間的にシフトすることと、を更に含む。非限定的実施形態又は態様において、前記捕捉画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT画像、MRI画像、PET画像、SPECT画像、蛍光透視画像、X線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカルスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含み、前記機械学習ベースのAIモデルは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、バイズランダムフォレスト、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む。

10

20

30

【0012】

非限定的実施形態又は態様によると、映像取得中に生じる多様な種類の動きを扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）をトレーニングするコンピュータプログラム製品であって、プログラム命令を含む少なくとも1つの非一時的コンピュータ可読媒体を含み、前記プログラム命令は、少なくとも1つの計算デバイスにより実行されると、前記少なくとも1つの計算デバイスに、撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、捕捉画像データの複数のフレームが生成され、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、前記捕捉画像データを変更することであって、前記捕捉画像データの任意の2つの画像間の時間量を改変すること、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去すること、及び1つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することであって、前記1つ又は複数の新しいフレームの各々は、前記捕捉画像データの少なくとも1つのフレームのコピー、前記捕捉画像データ中の他のフレームから作成された複合フレーム、前記捕捉画像データ中の他のフレーム間に現れるように生成された補間フレーム、前記捕捉画像データに含まれないフレーム、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む、追加すること、の少なくとも1つにより前記捕捉画像データを変更して、変更画像データを生成する、変更することと、前記変更画像データに基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることと、を行わせる、コンピュータプログラム製品が提供される。

40

【0013】

非限定的実施形態又は態様において、前記画像データは、リアルタイムで捕捉され、又

50

は先に捕捉されている。非限定的実施形態又は態様において、前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記プログラム命令は、前記少なくとも1つの計算デバイスに、前記捕捉画像データの各フレームの確率値を特定することと、各フレームの前記確率値を所定の確率閾値と比較することにより、前記画像データのフレームの前記サブシーケンスを特定することと、を更に行わせる。非限定的実施形態又は態様において、前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記プログラム命令は、前記少なくとも1つの計算デバイスに、前記捕捉画像データからフレーム範囲を選択することと、前記フレーム範囲の最初のフレーム数以上且つ前記フレーム範囲の最後のフレームに1を加えたものの以下の値を有するランダム整数を生成することと、前記ランダム整数に基づいてフレームの前記サブシーケンスに選択されるフレームを決定することと、を更に行わせる。非限定的実施形態又は態様において、前記捕捉画像データを変更することは、1つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することを含み、前記プログラム命令は、前記少なくとも1つの計算デバイスに、所定長のフレームの各サブシーケンスの時間シフトの大きさをランダムに生成することと、前記捕捉画像データを、前記所定長に等しい複数のサブシーケンスに分割することと、前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスにランダム整数を生成することと、前記サブシーケンスに対応する前記ランダム整数に基づいて、前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスの少なくとも1つのフレームの幅及び高さの少なくとも一方を空間的にシフトすることと、を更に行わせる。非限定的実施形態又は態様において、前記捕捉画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT画像、MRI画像、PET画像、SPECT画像、蛍光透視画像、X線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカルスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含み、前記機械学習ベースのAIモデルは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、バイズランダムフォレスト、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む。非限定的実施形態又は態様において、前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データのコピーを生成することと、前記捕捉画像データの前記コピーを変更して、前記変更画像データを形成することを含む。

10

20

30

40

50

【0014】

非限定的実施形態又は態様によると、医療撮像中、多様な種類の組織外観を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングする方法であって、撮像デバイスを使用して一連のトレーニング医療画像を捕捉することであって、前記一連のトレーニング医療画像は、シーケンス中に複数のフレームを含む、捕捉することと、計算デバイスを用いて、前記複数のフレームのうちのフレームの少なくともサブセットのうちの各フレーム前後の1組の制御点及び各フレーム中の分類された各オブジェクトを生成することと、計算デバイスを用いて、前記1組の制御点及び不確実性マップに基づいて畳み込みニューラルネットワークを用いて、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームの1組の変形制御点を生成することと、計算デバイスを用いて、前記1組の変形制御点に基づいてフレームの前記少なくともサブセットのうちの各フレームに幾何学的歪みを適用することであって、それにより、新しいトレーニング画像を生成する、適用することと、計算デバイスを用いて、前記新しいトレーニング画像に基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることと、を含む方法が提供される。

【0015】

非限定的実施形態又は態様において、前記 1 組の変形制御点は、アフィン変換に基づいて生成される。非限定的実施形態又は態様において、前記 1 組の変形制御点は、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することによって生成される。非限定的実施形態又は態様において、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が前記不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することは、認識性及び／又は偶然性不確実性マップに基づく。非限定的実施形態又は態様において、前記認識性及び／又は偶然性不確実性マップは、トレーニング中の前記機械学習ベースの AI モデルから出力される。非限定的実施形態又は態様において、トレーニング中の前記機械学習ベースの AI モデルは、ベイジアン人工ニューラルネットワークを含む。非限定的実施形態又は態様において、前記 1 組の変形制御点は、前記自動査定

10

【0016】

非限定的実施形態又は態様によると、医療撮像中、多様な種類の組織外観を扱うように機械学習ベースの人工知能 (AI) モデルをトレーニングする方法であって、撮像デバイスを使用して一連のトレーニング医療画像を捕捉することと、前記トレーニング医療画像を新しいトレーニング画像に拡張することであって、異なる歪みは、前記一連のトレーニング医療画像及び／又は映像の個々のフレーム内の異なる部分を標的とする、拡張することと、歪みを前記新しいトレーニング画像の新しい各トレーニング画像に適用することと、AI 学習中、前記歪みを反復的に計算することであって、前記反復的に計算することは、トレーニング画像のどの部分が、トレーニングにおけるその瞬間で前記 AI により視覚的に理解される困難さがより高い部分と比較して、前記 AI により視覚的に理解される困難さがより低いか及び／又はトレーニングのその瞬間におけるトレーニング画像の異なる部分の各々に対する前記 AI の困難さの程度の少なくとも一方の自動査定に基づく、計算することと、を含む方法が提供される。

20

【0017】

非限定的実施形態又は態様において、前記歪みは幾何学的であり、移動最小二乗画像変形を使用して適用される。非限定的実施形態又は態様において、前記歪みは、入力として、異なる画像領域の困難さの程度の査定を処理する別個エージェント敵対的拡張人工ニューラルネットワークの出力に基づいて計算される。非限定的実施形態又は態様において、拡張システムは、トレーニング医療画像を新しいトレーニング画像に拡張し、前記拡張システムは、前記拡張システムが、トレーニング中、前記画像データの特定の領域をスポット拡張するように、1 つ又は複数のデータ拡張プロセスと統合される。

30

【0018】

非限定的実施形態又は態様によると、前記方法を実行するようにプログラム又は構成された少なくとも 1 つの計算デバイスを含むシステムが提供される。非限定的実施形態又は態様によると、少なくとも 1 つの計算デバイスにより実行されると、前記方法を前記少なくとも 1 つの計算デバイスに実行させるプログラム命令を含む少なくとも 1 つの非一時的コンピュータ可読媒体を含むコンピュータプログラム製品が提供される。

【0019】

40

非限定的実施形態又は態様によると、医療撮像中、多様な種類の組織外観を扱うように機械学習ベースの人工知能 (AI) モデルをトレーニングするシステムであって、少なくとも 1 つの計算デバイスを含み、前記少なくとも 1 つの計算デバイスは、撮像デバイスを使用して一連のトレーニング医療画像を捕捉することであって、前記一連のトレーニング医療画像は、シーケンス中に複数のフレームを含む、捕捉することと、前記複数のフレームのうちのフレームの少なくともサブセットのうちの各フレーム前後の 1 組の制御点及び各フレーム中の分類された各オブジェクトを生成することと、前記 1 組の制御点及び不確実性マップに基づいて畳み込みニューラルネットワークを用いて、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームの 1 組の変形制御点を生成することと、前記 1 組の変形制御点に基づいてフレームの前記少なくともサブセットのうちの各フレームに幾何学的歪みを

50

適用することであって、それにより、新しいトレーニング画像を生成する、適用することと、前記新しいトレーニング画像に基づいて機械学習ベースのＡＩモデルをトレーニングすることと、を行うようにプログラムされる又は構成される、システムが提供される。

【００２０】

非限定的実施形態又は態様において、前記１組の変形制御点は、アフィン変換に基づいて生成される。非限定的実施形態又は態様において、前記１組の変形制御点は、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することによって生成される。非限定的実施形態又は態様において、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が前記不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することは、認識性及び／又は偶然性不確実性マップに基づく。非限定的実施形態又は態様において、前記認識性及び／又は偶然性不確実性マップは、トレーニング中の前記機械学習ベースのＡＩモデルから出力される。非限定的実施形態又は態様において、トレーニング中の前記機械学習ベースのＡＩモデルは、ベイジアン人工ニューラルネットワークを含む。非限定的実施形態又は態様において、前記１組の変形制御点は、自動査定を入力として処理するように構成された個別エージェント敵対的拡張人工ニューラルネットワークの出力に基づいて生成される。

10

【００２１】

非限定的実施形態又は態様によると、医療撮像中、多様な種類の組織外観を扱うように機械学習ベースの人工知能（ＡＩ）モデルをトレーニングするコンピュータプログラム製品であって、プログラム命令を含む少なくとも１つの非一時的コンピュータ可読媒体を含み、前記プログラム命令は、少なくとも１つの計算デバイスにより実行されると、前記少なくとも１つの計算デバイスに、撮像デバイスを使用して一連のトレーニング医療画像を捕捉することであって、前記一連のトレーニング医療画像は、シーケンス中に複数のフレームを含む、捕捉することと、前記複数のフレームのうちのフレームの少なくともサブセットのうちの各フレーム前後の１組の制御点及び各フレーム中の分類された各オブジェクトを生成することと、前記１組の制御点及び不確実性マップに基づいて畳み込みニューラルネットワークを用いて、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームの１組の変形制御点を生成することと、前記１組の変形制御点に基づいてフレームの前記少なくともサブセットのうちの各フレームに幾何学的歪みを適用することであって、それにより、新しいトレーニング画像を生成する、適用することと、前記新しいトレーニング画像に基づいて機械学習ベースのＡＩモデルをトレーニングすることと、を行わせる、コンピュータプログラム製品が提供される。非限定的実施形態又は態様において、前記１組の変形制御点は、アフィン変換に基づいて生成される。

20

30

【００２２】

非限定的実施形態又は態様において、前記１組の変形制御点は、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することによって生成される。非限定的実施形態又は態様において、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が前記不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することは、認識性及び／又は偶然性不確実性マップに基づく。非限定的実施形態又は態様において、前記認識性及び／又は偶然性不確実性マップは、トレーニング中の前記機械学習ベースのＡＩモデルから出力される。非限定的実施形態又は態様において、トレーニング中の前記機械学習ベースのＡＩモデルは、ベイジアン人工ニューラルネットワークを含む。非限定的実施形態又は態様において、前記１組の変形制御点は、自動査定の出力を入力として処理するように構成された個別エージェント敵対的拡張人工ニューラルネットワークの出力に基づいて生成される。

40

【００２３】

非限定的実施形態又は態様によると、トレーニング中に新しいトレーニングデータを取得することにより、医療撮像中、多様な種類及び／又は組織の外観を扱うように機械学習ベースの人工知能（ＡＩ）モデルをトレーニングするシステムであって、対象者のトレーニング画像データを自律的に取得するように構成されたロボットと、前記ロボットと通信

50

する少なくとも1つの計算デバイスと、を含み、前記少なくとも1つの計算デバイスは、前記トレーニング画像データが前記ロボットにより取得される際、前記トレーニング画像データの画質をリアルタイムで査定することと、前記トレーニング画像データの前記画質に基づいて前記トレーニング画像データの少なくとも1つのマップを作成することと、前記トレーニング画像データの前記少なくとも1つのマップに基づいて、前記ロボットによる新しいトレーニング画像データの取得を調整することと、を行うように構成される、システムが提供される。

【0024】

非限定的実施形態又は態様において、前記画質を査定することは、平均推定及び前記平均推定の不確実性推定を特定することを含む。非限定的実施形態又は態様において、前記平均推定及び前記不確実性推定を特定することは、ガウスプロセス又は共分散モデルに基づく。非限定的実施形態又は態様において、新しいトレーニング画像データの取得を調整することは、以下の画質パラメータ：最高平均、信頼上限、予期される改善、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを最適化することを含む。非限定的実施形態又は態様において、前記少なくとも1つの計算デバイスは、トレーニング中のベイジアンAIモデルからの認識性及び偶然性不確実性出力の組合せに基づいて前記平均推定及び前記不確実性推定を特定するように更に構成される。非限定的実施形態又は態様において、組織は、前記トレーニング画像データを取得している間に捕捉される画像の外観を変えるように、前記ロボット又は第2のデバイスにより自律的、物理的に操作される。非限定的実施形態又は態様において、前記少なくとも1つの計算デバイスは、前記新しいトレーニング画像データに基づいて、機械学習ベースのAIモデルをトレーニングするように更に構成され、前記ロボット又は前記第2のデバイスは、前記機械学習ベースのAIモデルの実行時使用中、前記組織を操作するように構成される。非限定的実施形態又は態様において、前記組織は、前記新しいトレーニング画像データで捕捉される組織として出現するように物理的に操作される。非限定的実施形態又は態様において、前記少なくとも1つの計算デバイスは、前記画質を改善するように前記トレーニング画像データの1つ又は複数の態様を増分的に変更するよう更に構成される。非限定的実施形態又は態様において、前記少なくとも1つの計算デバイスは、第1のAIシステム及び第2のAIシステムを含み、前記第1のAIシステムは生徒AIシステムを含み、前記第2のAIシステムは、意図される一連の行動に基づいて前記生徒AIシステムを調整するように構成される教師AIシステムを含む。非限定的実施形態又は態様において、前記トレーニング画像データは、独立ベクトルの潜在空間において表され、各潜在ベクトルは、前記トレーニング画像データにおける変化の1つの態様を表し、前記新しいトレーニング画像データの取得又は前記トレーニング画像データの拡張は、前記潜在ベクトル表現に基づく。非限定的実施形態又は態様において、前記少なくとも1つの計算デバイスは、ほぐれたデータ表現に基づいて前記独立潜在ベクトルを作成又は推測するように更に構成される。非限定的実施形態又は態様において、前記トレーニング画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT画像、MRI画像、PET画像、SPECT画像、蛍光透視画像、X線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含み、前記少なくとも1つの計算デバイスは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、バイズランダムフォレスト、勾配ブースト機械、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む。非限定的実施形態又は態様において、前記少なくとも1つの計算デバイスは、第1のAIシステム及び第2のAIシステムを含み、前記第1のAIシステムは、前

10

20

30

40

50

記トレーニング画像データが前記ロボットにより取得されるにつれて前記トレーニング画像データの前記画質をリアルタイムで査定し、前記トレーニング画像データの前記画質に基づいて前記トレーニング画像データの前記少なくとも1つのマップを作成するように構成され、前記第2のA Iシステムは、前記トレーニング画像データの前記少なくとも1つのマップに基づいて前記新しいトレーニング画像データの取得を調整するように構成される。

【0025】

非限定的実施形態又は態様によると、トレーニング中、新しいトレーニングデータを取得することにより、医療撮像中、多様な種類及び／又は組織の外観を扱うように機械学習ベースの人工知能（A I）モデルをトレーニングする方法であって、計算デバイスを用いて、ロボットを用いて対象のトレーニング画像データを自律的に取得することと、計算デバイスを用いて、前記トレーニング画像データが前記ロボットにより取得されるにつれて、前記トレーニング画像データの画質をリアルタイムで査定することと、計算デバイスを用いて、前記トレーニング画像データの前記画質に基づいて前記トレーニング画像データの少なくとも1つのマップを作成することと、計算デバイスを用いて、前記トレーニング画像データの前記少なくとも1つのマップに基づいて、前記ロボットによる新しいトレーニング画像データの取得を調整することと、を含む方法が提供される。

【0026】

非限定的実施形態又は態様において、前記画質を査定することは、平均推定及び前記平均推定の不確実性推定を特定することを含む。非限定的実施形態又は態様において、前記平均推定及び前記不確実性推定を特定することは、ガウスプロセス又は共分散モデルに基づく。非限定的実施形態又は態様において、新しいトレーニング画像データの取得を調整することは、以下の画質パラメータ：最高平均、信頼上限、予期される改善、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを最適化することを含む。非限定的実施形態又は態様において、トレーニング中のベイジアンA Iモデルからの認識性及び偶然性不確実性出力の組合せに基づいて前記平均推定及び前記不確実性推定を特定することを更に含む。非限定的実施形態又は態様において、組織は、前記トレーニング画像データを取得しながら捕捉されている画像の外観を変えるように、前記ロボット又は第2のデバイスにより自律的、物理的に操作される。非限定的実施形態又は態様において、前記新しいトレーニング画像データに基づいて、機械学習ベースのA Iモデルをトレーニングすることを更に含み、前記ロボット又は前記第2のデバイスは、前記機械学習ベースのA Iモデルの実行時使用中、前記組織を操作するように構成される。非限定的実施形態又は態様において、前記組織は、前記新しいトレーニング画像データで捕捉される組織として出現するように物理的に操作される。非限定的実施形態又は態様において、前記画質を改善するように前記トレーニング画像データの1つ又は複数の態様を増分的に変更することを更に含む。非限定的実施形態又は態様において、前記トレーニング画像データは、独立ベクトルの潜在空間において表され、各潜在ベクトルは、前記トレーニング画像データにおける変化の1つの態様を表し、前記新しいトレーニング画像データの取得又は前記トレーニング画像データの拡張は、前記潜在ベクトル表現に基づく。非限定的実施形態又は態様において、前記少なくとも1つの計算デバイスは、ほぐれたデータ表現に基づいて前記独立潜在ベクトルを作成又は推測するように更に構成される。非限定的実施形態又は態様において、前記トレーニング画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT画像、MRI画像、PET画像、SPECT画像、蛍光透視画像、X線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカルスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含み、前記計算デバイスは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネ

10

20

30

40

50

ットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、バイズランダムフォレスト、勾配ブースト機械、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む。

【0027】

非限定的実施形態又は態様によると、トレーニング中、新しいトレーニングデータを取得することにより、医療撮像中、多様な種類及び／又は組織の外観を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングするコンピュータプログラム製品であって、プログラム命令を含む少なくとも1つの非一時的コンピュータ可読媒体を含み、前記プログラム命令は、少なくとも1つの計算デバイスにより実行されると、前記少なくとも1つの計算デバイスに、ロボットを用いて対象のトレーニング画像データを自律的に取得することと、前記トレーニング画像データが前記ロボットにより取得されるにつれて、前記トレーニング画像データの画質をリアルタイムで査定することと、前記トレーニング画像データの画質に基づいて前記トレーニング画像データの少なくとも1つのマップを作成することと、前記トレーニング画像データの少なくとも1つのマップに基づいて、前記ロボットによる新しいトレーニング画像データの取得を調整することと、を行わせる、コンピュータプログラム製品が提供される。

10

【0028】

非限定的実施形態又は態様において、前記画質を査定することは、平均推定及び前記平均推定の不確実性推定を特定することを含む。非限定的実施形態又は態様において、前記平均推定及び前記不確実性推定を特定することは、ガウスプロセス又は共分散モデルに基づく。非限定的実施形態又は態様において、新しいトレーニング画像データの取得を調整することは、以下の画質パラメータ：最高平均、信頼上限、予期される改善、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを最適化することを含む。非限定的実施形態又は態様において、前記プログラム命令は、前記少なくとも1つの計算デバイスに、トレーニング中のベイジアンAIモデルからの認識性及び偶然性不確実性出力の組合せに基づいて前記平均推定及び前記不確実性推定を特定することを更に行わせる。非限定的実施形態又は態様において、組織は、前記トレーニング画像データを取得しながら捕捉されている画像の外観を変えるように、前記ロボット又は第2のデバイスにより自律的、物理的に操作される。非限定的実施形態又は態様において、前記プログラム命令は、前記少なくとも1つの計算デバイスに、前記新しいトレーニング画像データに基づいて、機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることを更に行わせ、前記ロボット又は前記第2のデバイスは、前記機械学習ベースのAIモデルの実行時使用中、前記組織を操作するように構成される。非限定的実施形態又は態様において、前記組織は、前記新しいトレーニング画像データで捕捉される組織として出現するように物理的に操作される。非限定的実施形態又は態様において、前記プログラム命令は、前記少なくとも1つの計算デバイスに、前記画質を改善するように前記トレーニング画像データの1つ又は複数の態様を増分的に変更することを更に行わせる。非限定的実施形態又は態様において、前記トレーニング画像データは、独立ベクトルの潜在空間において表され、各潜在ベクトルは、前記トレーニング画像データにおける変化の1つの態様を表し、前記新しいトレーニング画像データの取得又は前記トレーニング画像データの拡張は、前記潜在ベクトル表現に基づく。非限定的実施形態又は態様において、前記プログラム命令は、前記少なくとも1つの計算デバイスに、ほぐれたデータ表現に基づいて前記独立潜在ベクトルを作成又は推測することを更に行わせる。非限定的実施形態又は態様において、前記トレーニング画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT画像、MRI画像、PET画像、SPECT画像、蛍光透視画像、X線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含み、前記少なくとも1つの計算デバイスは、以下：畳み込みニューラルネットワ

20

30

40

50

ーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、ベイズランダムフォレスト、勾配ブースト機械、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む。

【0029】

非限定的実施形態又は態様によると、画像取得中に生じる多様な種類の変化を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングする方法であって、撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、複数のフレームの捕捉画像データを生成し、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、少なくとも1つの潜在ベクトル表現を特定することと、前記少なくとも1つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データをバリエーションオートエンコーダモデルに入力することと、前記バリエーションオートエンコーダモデルを用いて、前記少なくとも1つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データを敵対的画像データに復号化することと、前記敵対的画像データに基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることと、を含む方法が提供される。非限定的実施形態又は態様において、前記潜在ベクトル表現の各ベクトル次元は、標的ドメインの1つの変化度を表す。非限定的実施形態又は態様において、各潜在ベクトル表現は、他の各潜在ベクトル表現から独立する。

10

【0030】

非限定的実施形態又は態様によると、画像取得中に生じる多様な種類の変化を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングするシステムであって、少なくとも1つの計算デバイスを含み、前記少なくとも1つの計算デバイスは、撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、複数のフレームの捕捉画像データを生成し、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、少なくとも1つの潜在ベクトル表現を特定することと、前記少なくとも1つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データをバリエーションオートエンコーダモデルに入力することと、前記バリエーションオートエンコーダモデルを用いて、前記少なくとも1つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データを敵対的画像データに復号化することと、前記敵対的画像データに基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることと、を行うようにプログラムされる又は構成される、システムが提供される。非限定的実施形態又は態様において、前記潜在ベクトル表現の各ベクトル次元は、標的ドメインの1つの変化度を表す。非限定的実施形態又は態様において、各潜在ベクトル表現は、他の各潜在ベクトル表現から独立する。

20

30

【0031】

非限定的実施形態又は態様によると、画像取得中に生じる多様な種類の変化を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングするコンピュータプログラム製品であって、プログラム命令を含む少なくとも1つの非一時的コンピュータ可読媒体を含み、前記プログラム命令は、少なくとも1つの計算デバイスにより実行されると、前記少なくとも1つの計算デバイスに、撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、複数のフレームの捕捉画像データを生成し、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、少なくとも1つの潜在ベクトル表現を特定することと、前記少なくとも1つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データをバリエーションオートエンコーダモデルに入力することと、前記バリエーションオートエンコーダモデルを用いて、前記少なくとも1つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データを敵対的画像データに復号化することと、前記敵対的画像データに基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることと、を行わせる、コンピュータプログラム製品が提供される。非限定的実施形態又は態様において、前記潜在ベクトル表現の各ベクトル次元は、標的ドメインの1つの変化度を表す。非限定的実施形態又は態様において、各潜在ベクトル表現は、他の各潜在ベクトル表現から独立する。

40

【0032】

50

さらなる実施形態又は態様は、以下の番号付き条項に記載される：

【0033】

条項1：画像取得中に生じる多様な種類の動きを扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングする方法であって、撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、捕捉画像データの複数のフレームが生成され、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、計算デバイスを用いて前記捕捉画像データを変更することであって、前記捕捉画像データの任意の2つのフレーム間の時間量を改変すること、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去すること、及び1つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することであって、前記1つ又は複数の新しいフレームの各々は、前記捕捉画像データの少なくとも1つのフレームのコピー、前記捕捉画像データ中の他のフレームから作成された複合フレーム、前記捕捉画像データ中の他のフレーム間に現れるように生成された補間フレーム、前記捕捉画像データに含まれないフレーム、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む、追加すること、の少なくとも1つにより前記捕捉画像データを変更して、変更画像データを生成する、変更することと、計算デバイスを用いて、前記変更画像データに基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることと、を含む方法。

10

【0034】

条項2：前記画像データは、リアルタイムで捕捉され、又は先に捕捉されている、条項1に記載の方法。

20

【0035】

条項3：前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記方法は、前記捕捉画像データの各フレームの確率値を特定することと、各フレームの前記確率値を所定の確率閾値と比較することにより、前記捕捉画像データのフレームの前記サブシーケンスを特定することと、を更に含む、条項1又は2に記載の方法。

【0036】

条項4：前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記方法は、前記捕捉画像データからフレーム範囲を選択することと、前記フレーム範囲の最初のフレーム数以上且つ前記フレーム範囲の最後のフレームに1を加えたもの以下の値を有するランダム整数を生成することと、前記ランダム整数に基づいてフレームの前記サブシーケンスに選択されるフレームを決定することと、を更に含む、条項1～3のいずれか1項に記載の方法。

30

【0037】

条項5：前記捕捉画像データを変更することは、1つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することを含み、前記方法は、所定長の時間シフトをランダムに生成することと、前記捕捉画像データを、前記所定長に等しい複数のサブシーケンスに分割することと、前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスにランダム整数を生成することと、前記サブシーケンスに対応する前記ランダム整数に基づいて、前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスの少なくとも1つのフレームの幅及び高さの少なくとも一方を空間的にシフトすることと、を更に含む、条項1～4のいずれか1項に記載の方法。

40

【0038】

条項6：前記捕捉画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT画像、MRI画像、PET画像、SPECT画像、蛍光透視画像、X線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含み、前記機械学習ベース

50

のＡＩモデルは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルトツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、バイズランダムフォレスト、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも１つを含む、条項１～５のいずれか１項に記載の方法。

【００３９】

条項７：少なくとも１つの計算デバイスを含む、映像取得中に生じる多様な種類の動きを扱うように機械学習ベースの人工知能（ＡＩ）をトレーニングするシステムであって、前記少なくとも１つの計算デバイスは、撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、捕捉画像データの複数のフレームが生成され、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、前記捕捉画像データを変更することであって、前記捕捉画像データの任意の２つの画像間の時間量を改変すること、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去すること、及び１つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することであって、前記１つ又は複数の新しいフレームの各々は、前記捕捉画像データの少なくとも１つのフレームのコピー、前記捕捉画像データ中の他のフレームから作成された複合フレーム、前記捕捉画像データ中の他のフレーム間に現れるように生成された補間フレーム、前記捕捉画像データに含まれないフレーム、又はそれらの任意の組合せの少なくとも１つを含む、追加すること、の少なくとも１つにより前記捕捉画像データを変更して、変更画像データを生成する、変更することと、前記変更画像データに基づいて機械学習ベースのＡＩモデルをトレーニングすることと、を行うようにプログラムされる又は構成される、システム。

【００４０】

条項８：前記画像データは、リアルタイムで捕捉され、又は先に捕捉されている、条項７に記載のシステム。

【００４１】

条項９：前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記少なくとも１つの計算デバイスは、前記捕捉画像データの各フレームの確率値を特定することと、各フレームの前記確率値を所定の確率閾値と比較することにより、前記画像データのフレームの前記サブシーケンスを特定することと、を行うように更に構成される、条項７又は８に記載のシステム。

【００４２】

条項１０：前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記少なくとも１つの計算デバイスは、前記捕捉画像データからフレーム範囲を選択することと、前記フレーム範囲の最初のフレーム数以上且つ前記フレーム範囲の最後のフレームに１を加えたものの以下の値を有するランダム整数を生成することと、前記ランダム整数に基づいてフレームの前記サブシーケンスに選択されるフレームを決定することと、を行うように更に構成される、条項７～９のいずれか１項に記載のシステム。

【００４３】

条項１１：前記捕捉画像データを変更することは、１つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することを含み、前記少なくとも１つの計算デバイスは、所定長の時間シフトの大きさをランダムに生成することと、前記捕捉画像データを、前記所定長に等しい複数のサブシーケンスに分割することと、前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスにランダム整数を生成することと、前記サブシーケンスに対応する前記ランダム整数に基づいて、前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスの少なくとも１つのフレームの幅及び高さの少なくとも一方を空間的にシフトすることと、を行うように更に構成される、条項７～１０のいずれか１項に記載のシステム。

【００４４】

条項 1 2 : 前記捕捉画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT画像、MRI画像、PET画像、SPECT画像、蛍光透視画像、X線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含み、前記機械学習ベースのAIモデルは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、バイズランダムフォレスト、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む、条項 7 ～ 1 1 のいずれか 1 項に記載のシステム。

10

【0045】

条項 1 3 : 映像取得中に生じる多様な種類の動きを扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）をトレーニングするコンピュータプログラム製品であって、プログラム命令を含む少なくとも1つの非一時的コンピュータ可読媒体を含み、前記プログラム命令は、少なくとも1つの計算デバイスにより実行されると、前記少なくとも1つの計算デバイスに、撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、捕捉画像データの複数のフレームが生成され、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、前記捕捉画像データを変更することであって、前記捕捉画像データの任意の2つの画像間の時間量を改変すること、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去すること、及び1つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することであって、前記1つ又は複数の新しいフレームの各々は、前記捕捉画像データの少なくとも1つのフレームのコピー、前記捕捉画像データ中の他のフレームから作成された複合フレーム、前記捕捉画像データ中の他のフレーム間に現れるように生成された補間フレーム、前記捕捉画像データに含まれないフレーム、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む、追加すること、の少なくとも1つにより前記捕捉画像データを変更して、変更画像データを生成する、変更することと、前記変更画像データに基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることと、を行わせる、コンピュータプログラム製品。

20

30

【0046】

条項 1 4 : 前記画像データは、リアルタイムで捕捉され、又は先に捕捉されている、条項 1 3 に記載のコンピュータプログラム製品。

【0047】

条項 1 5 : 前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記プログラム命令は、前記少なくとも1つの計算デバイスに、前記捕捉画像データの各フレームの確率値を特定することと、各フレームの前記確率値を所定の確率閾値と比較することにより、前記画像データのフレームの前記サブシーケンスを特定することと、を更に行わせる、条項 1 3 又は 1 4 に記載のコンピュータプログラム製品。

40

【0048】

条項 1 6 : 前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記プログラム命令は、前記少なくとも1つの計算デバイスに、前記捕捉画像データからフレーム範囲を選択することと、前記フレーム範囲の最初のフレーム数以上且つ前記フレーム範囲の最後のフレームに1を加えたものの以下の値を有するランダム整数を生成することと、前記ランダム整数に基づいてフレームの前記サブシーケンスに選択されるフレームを決定することと、を更に行わせる、条項 1 3 ～ 1 5 のいずれか 1 項に記載のコンピュータプログラム製品。

【0049】

50

条項 17：前記捕捉画像データを変更することは、1つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することを含み、前記プログラム命令は、前記少なくとも1つの計算デバイスに、所定長のフレームの各サブシーケンスの時間シフトの大きさをランダムに生成することと、前記捕捉画像データを、前記所定長に等しい複数のサブシーケンスに分割することと、前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスにランダム整数を生成することと、前記サブシーケンスに対応する前記ランダム整数に基づいて、前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスの少なくとも1つのフレームの幅及び高さの少なくとも一方を空間的にシフトすることと、を更に行わせる、条項 13～16のいずれか1項に記載のコンピュータプログラム製品。

【0050】

条項 18：前記捕捉画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT画像、MRI画像、PET画像、SPECT画像、蛍光透視画像、X線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含み、前記機械学習ベースのAIモデルは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、バイズランダムフォレスト、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む、条項 13～17のいずれか1項に記載のコンピュータプログラム製品。

【0051】

条項 19：前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データのコピーを生成することと、前記捕捉画像データの前記コピーを変更して、前記変更画像データを形成することとを含む、条項 1～6のいずれか1項に記載の方法。

【0052】

条項 20：医療撮像中、多様な種類の組織外観を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングする方法であって、撮像デバイスを使用して一連のトレーニング医療画像を捕捉することであって、前記一連のトレーニング医療画像は、シーケンス中に複数のフレームを含む、捕捉することと、計算デバイスを用いて、前記複数のフレームのうちのフレームの少なくともサブセットのうちの各フレーム前後の1組の制御点及び各フレーム中の分類された各オブジェクトを生成することと、計算デバイスを用いて、前記1組の制御点及び不確実性マップに基づいて畳み込みニューラルネットワークを用いて、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームの1組の変形制御点を生成することと、計算デバイスを用いて、前記1組の変形制御点に基づいてフレームの前記少なくともサブセットのうちの各フレームに幾何学的歪みを適用することであって、それにより、新しいトレーニング画像を生成する、適用することと、計算デバイスを用いて、前記新しいトレーニング画像に基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることと、を含む方法。

【0053】

条項 21：前記1組の変形制御点は、アフィン変換に基づいて生成される、条項 20に記載の方法。

【0054】

条項 22：前記1組の変形制御点は、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することによって生成される、条項 20又は21に記載の方法。

【0055】

条項 23：フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が前記不確実

10

20

30

40

50

性閾値を満たすかを自動的に査定することは、認識性及び／又は偶然性不確実性マップに基づく、条項 20～22 のいずれか 1 項に記載の方法。

【0056】

条項 24：前記認識性及び／又は偶然性不確実性マップは、トレーニング中の前記機械学習ベースの AI モデルから出力される、条項 20～23 のいずれか 1 項に記載の方法。

【0057】

条項 25：トレーニング中の前記機械学習ベースの AI モデルは、ベイジアン人工ニューラルネットワークを含む、条項 20～24 のいずれか 1 項に記載の方法。

【0058】

条項 26：前記 1 組の変形制御点は、前記自動査定の入力として処理するように構成された個別エージェント敵対的拡張人工ニューラルネットワークの出力に基づいて生成される、条項 20～25 のいずれか 1 項に記載の方法。 10

【0059】

条項 27：医療撮像中、多様な種類の組織外観を扱うように機械学習ベースの人工知能 (AI) モデルをトレーニングする方法であって、撮像デバイスを使用して一連のトレーニング医療画像を捕捉することと、前記トレーニング医療画像を新しいトレーニング画像に拡張することであって、異なる歪みは、前記一連のトレーニング医療画像及び／又は映像の個々のフレーム内の異なる部分を標的とする、拡張することと、歪みを前記新しいトレーニング画像の新しい各トレーニング画像に適用することと、AI 学習中、前記歪みを反復的に計算することであって、前記反復的に計算することは、トレーニング画像のどの部分が、トレーニングにおけるその瞬間で前記 AI により視覚的に理解される困難さがより高い部分と比較して、前記 AI により視覚的に理解される困難さがより低いか及び／又はトレーニングのその瞬間におけるトレーニング画像の異なる部分の各々に対する前記 AI の困難さの程度の少なくとも一方の自動査定に基づく、計算することと、を含む方法。 20

【0060】

条項 28：前記歪みは幾何学的であり、移動最小二乗画像変形を使用して適用される、条項 27 に記載の方法。

【0061】

条項 29：前記歪みは、入力として、異なる画像領域の困難さの程度の査定を処理する別個エージェント敵対的拡張人工ニューラルネットワークの出力に基づいて計算される、条項 27 又は 28 に記載の方法。 30

【0062】

条項 30：拡張システムは、トレーニング医療画像を新しいトレーニング画像に拡張し、前記拡張システムは、前記拡張システムが、トレーニング中、前記画像データの特定の領域をスポット拡張するように、1 つ又は複数のデータ拡張プロセスと統合される、条項 27～29 のいずれか 1 項に記載の方法。

【0063】

条項 31：条項 27～30 のいずれか 1 項に記載の方法を実行するようにプログラム又は構成された少なくとも 1 つの計算デバイスを含むシステム。

【0064】

条項 32：少なくとも 1 つの計算デバイスにより実行されると、条項 27～30 のいずれか 1 項に記載の方法を前記少なくとも 1 つの計算デバイスに実行させるプログラム命令を含む少なくとも 1 つの非一時的コンピュータ可読媒体を含むコンピュータプログラム製品。 40

【0065】

条項 33：医療撮像中、多様な種類の組織外観を扱うように機械学習ベースの人工知能 (AI) モデルをトレーニングするシステムであって、少なくとも 1 つの計算デバイスを含み、前記少なくとも 1 つの計算デバイスは、撮像デバイスを使用して一連のトレーニング医療画像を捕捉することであって、前記一連のトレーニング医療画像は、シーケンス中に複数のフレームを含む、捕捉することと、前記複数のフレームのうちのフレームの少な 50

くともサブセットのうちの各フレーム前後の 1 組の制御点及び各フレーム中の分類された各オブジェクトを生成することと、前記 1 組の制御点及び不確実性マップに基づいて畳み込みニューラルネットワークを用いて、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームの 1 組の変形制御点を生成することと、前記 1 組の変形制御点に基づいてフレームの前記少なくともサブセットのうちの各フレームに幾何学的歪みを適用することと、それにより、新しいトレーニング画像を生成する、適用することと、前記新しいトレーニング画像に基づいて機械学習ベースの AI モデルをトレーニングすることと、を行うようにプログラムされる又は構成される、システム。

【0066】

条項 34：前記 1 組の変形制御点は、アフィン変換に基づいて生成される、条項 33 に記載のシステム。

10

【0067】

条項 35：前記 1 組の変形制御点は、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することによって生成される、条項 33 又は 34 に記載のシステム。

【0068】

条項 36：フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が前記不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することは、認識性及び／又は偶然性不確実性マップに基づく、条項 33～35 のいずれか 1 項に記載のシステム。

【0069】

条項 37：前記認識性及び／又は偶然性不確実性マップは、トレーニング中の前記機械学習ベースの AI モデルから出力される、条項 33～36 のいずれか 1 項に記載のシステム。

20

【0070】

条項 38：トレーニング中の前記機械学習ベースの AI モデルは、ベイジアン人工ニューラルネットワークを含む、条項 33～37 のいずれか 1 項に記載のシステム。

【0071】

条項 39：前記 1 組の変形制御点は、自動査定を入力として処理するように構成された個別エージェント敵対的拡張人工ニューラルネットワークの出力に基づいて生成される、条項 33～38 のいずれか 1 項に記載のシステム。

30

【0072】

条項 40：医療撮像中、多様な種類の組織外観を扱うように機械学習ベースの人工知能 (AI) モデルをトレーニングするコンピュータプログラム製品であって、プログラム命令を含む少なくとも 1 つの非一時的コンピュータ可読媒体を含み、前記プログラム命令は、少なくとも 1 つの計算デバイスにより実行されると、前記少なくとも 1 つの計算デバイスに、撮像デバイスを使用して一連のトレーニング医療画像を捕捉することと、前記一連のトレーニング医療画像は、シーケンス中に複数のフレームを含む、捕捉することと、前記複数のフレームのうちのフレームの少なくともサブセットのうちの各フレーム前後の 1 組の制御点及び各フレーム中の分類された各オブジェクトを生成することと、前記 1 組の制御点及び不確実性マップに基づいて畳み込みニューラルネットワークを用いて、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームの 1 組の変形制御点を生成することと、前記 1 組の変形制御点に基づいてフレームの前記少なくともサブセットのうちの各フレームに幾何学的歪みを適用することと、それにより、新しいトレーニング画像を生成する、適用することと、前記新しいトレーニング画像に基づいて機械学習ベースの AI モデルをトレーニングすることと、を行わせる、コンピュータプログラム製品。

40

【0073】

条項 41：記 1 組の変形制御点は、アフィン変換に基づいて生成される、条項 40 に記載のコンピュータプログラム製品。

【0074】

条項 42：前記 1 組の変形制御点は、フレームの前記少なくともサブセットの各フレ

50

ムのどの部分が不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することによって生成される、条項 40 又は 41 に記載のコンピュータプログラム製品。

【0075】

条項 43：フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が前記不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することは、認識性及び／又は偶然性不確実性マップに基づく、条項 40～42 のいずれか 1 項に記載のコンピュータプログラム製品。

【0076】

条項 44：前記認識性及び／又は偶然性不確実性マップは、トレーニング中の前記機械学習ベースの AI モデルから出力される、条項 40～43 のいずれか 1 項に記載のコンピュータプログラム製品。

【0077】

条項 45：トレーニング中の前記機械学習ベースの AI モデルは、ベイジアン人工ニューラルネットワークを含む、条項 40～44 に記載のコンピュータプログラム製品。

【0078】

条項 46：前記 1 組の変形制御点は、自動査定 of 出力を入力として処理するように構成された個別エージェント敵対的拡張人工ニューラルネットワークの出力に基づいて生成される、条項 40～45 のいずれか 1 項に記載のコンピュータプログラム製品。

【0079】

条項 47：トレーニング中に新しいトレーニングデータを取得することにより、医療撮像中、多様な種類及び／又は組織の外観を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングするシステムであって、対象者のトレーニング画像データを自律的に取得するように構成されたロボットと、前記ロボットと通信する少なくとも 1 つの計算デバイスと、を含み、前記少なくとも 1 つの計算デバイスは、前記トレーニング画像データが前記ロボットにより取得される際、前記トレーニング画像データの画質をリアルタイムで査定することと、前記トレーニング画像データの前記画質に基づいて前記トレーニング画像データの少なくとも 1 つのマップを作成することと、前記トレーニング画像データの前記少なくとも 1 つのマップに基づいて、前記ロボットによる新しいトレーニング画像データの取得を調整することと、を行うように構成される、システム。

【0080】

条項 48：前記画質を査定することは、平均推定及び前記平均推定の不確実性推定を特定することを含む、条項 47 に記載のシステム。

【0081】

条項 49：前記平均推定及び前記不確実性推定を特定することは、ガウスプロセス又は共分散モデルに基づく、条項 47 又は 48 に記載のシステム。

【0082】

条項 50：新しいトレーニング画像データの取得を調整することは、以下の画質パラメータ：最高平均、信頼上限、予期される改善、又はそれらの任意の組合せの少なくとも 1 つを最適化することを含む、条項 47～49 のいずれか 1 項に記載のシステム。

【0083】

条項 51：前記少なくとも 1 つの計算デバイスは、トレーニング中のベイジアン AI モデルからの認識性及び偶然性不確実性出力の組合せに基づいて前記平均推定及び前記不確実性推定を特定するように更に構成される、条項 47～50 のいずれか 1 項に記載のシステム。

【0084】

条項 52：組織は、前記トレーニング画像データを取得している間に捕捉される画像の外観を変えるように、前記ロボット又は第 2 のデバイスにより自律的、物理的に操作される、条項 47～51 のいずれか 1 項に記載のシステム。

【0085】

条項 53：前記少なくとも 1 つの計算デバイスは、前記新しいトレーニング画像データに基づいて、機械学習ベースの AI モデルをトレーニングするように更に構成され、前記

10

20

30

40

50

ロボット又は前記第2のデバイスは、前記機械学習ベースのAIモデルの実行時使用中、前記組織を操作するように構成される、条項47～52のいずれか1項に記載のシステム。

【0086】

条項54：前記組織は、前記新しいトレーニング画像データで捕捉される組織として出現するように物理的に操作される、条項47～53のいずれか1項に記載のシステム。

【0087】

条項55：前記少なくとも1つの計算デバイスは、前記画質を改善するように前記トレーニング画像データの1つ又は複数の態様を増分的に変更するよう更に構成される、条項47～54のいずれか1項に記載のシステム。

【0088】

条項56：前記少なくとも1つの計算デバイスは、第1のAIシステム及び第2のAIシステムを含み、前記第1のAIシステムは生徒AIシステムを含み、前記第2のAIシステムは、意図される一連の行動に基づいて前記生徒AIシステムを調整するように構成される教師AIシステムを含む、条項47～55のいずれか1項に記載のシステム。

【0089】

条項57：前記トレーニング画像データは、独立ベクトルの潜在空間において表され、各潜在ベクトルは、前記トレーニング画像データにおける変化の1つの態様を表し、前記新しいトレーニング画像データの取得又は前記トレーニング画像データの拡張は、前記潜在ベクトル表現に基づく、条項47～56のいずれか1項に記載のシステム。

【0090】

条項58：前記少なくとも1つの計算デバイスは、ほぐれたデータ表現に基づいて前記独立潜在ベクトルを作成又は推測するよう更に構成される、条項47～57のいずれか1項に記載のシステム。

【0091】

条項59：前記トレーニング画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT画像、MRI画像、PET画像、SPECT画像、蛍光透視画像、X線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカルスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含み、前記少なくとも1つの計算デバイスは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、バイズランダムフォレスト、勾配ブースト機械、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む、条項47～58のいずれか1項に記載のシステム。

【0092】

条項60：前記少なくとも1つの計算デバイスは、第1のAIシステム及び第2のAIシステムを含み、前記第1のAIシステムは、前記トレーニング画像データが前記ロボットにより取得されるにつれて前記トレーニング画像データの前記画質をリアルタイムで査定し、前記トレーニング画像データの前記画質に基づいて前記トレーニング画像データの前記少なくとも1つのマップを作成するように構成され、前記第2のAIシステムは、前記トレーニング画像データの前記少なくとも1つのマップに基づいて前記新しいトレーニング画像データの取得を調整するように構成される、条項47～59のいずれか1項に記載のシステム。

【0093】

条項61：トレーニング中、新しいトレーニングデータを取得することにより、医療撮像中、多様な種類及び／又は組織の外観を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）

10

20

30

40

50

モデルをトレーニングする方法であって、計算デバイスを用いて、ロボットを用いて対象のトレーニング画像データを自律的に取得することと、計算デバイスを用いて、前記トレーニング画像データが前記ロボットにより取得されるにつれて、前記トレーニング画像データの画質をリアルタイムで査定することと、計算デバイスを用いて、前記トレーニング画像データの前記画質に基づいて前記トレーニング画像データの少なくとも1つのマップを作成することと、計算デバイスを用いて、前記トレーニング画像データの前記少なくとも1つのマップに基づいて、前記ロボットによる新しいトレーニング画像データの取得を調整することと、を含む方法。

【0094】

条項62：前記画質を査定することは、平均推定及び前記平均推定の不確実性推定を特定することを含む、条項61に記載の方法。

10

【0095】

条項63：前記平均推定及び前記不確実性推定を特定することは、ガウスプロセス又は共分散モデルに基づく、条項61又は62に記載の方法。

【0096】

条項64：新しいトレーニング画像データの取得を調整することは、以下の画質パラメータ：最高平均、信頼上限、予期される改善、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを最適化することを含む、条項61～63のいずれか1項に記載の方法。

【0097】

条項65：トレーニング中のベイジアンAIモデルからの認識性及び偶然性不確実性出力の組合せに基づいて前記平均推定及び前記不確実性推定を特定することを更に含む、条項61～64のいずれか1項に記載の方法。

20

【0098】

条項66：組織は、前記トレーニング画像データを取得しながら捕捉されている画像の外観を変えるように、前記ロボット又は第2のデバイスにより自律的、物理的に操作される、条項61～65のいずれか1項に記載の方法。

【0099】

条項67：前記新しいトレーニング画像データに基づいて、機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることを更に含み、前記ロボット又は前記第2のデバイスは、前記機械学習ベースのAIモデルの実行時使用中、前記組織を操作するように構成される、条項61～66のいずれか1項に記載の方法。

30

【0100】

条項68：前記組織は、前記新しいトレーニング画像データで捕捉される組織として出現するように物理的に操作される、条項61～67のいずれか1項に記載の方法。

【0101】

条項69：前記画質を改善するように前記トレーニング画像データの1つ又は複数の態様を増分的に変更することを更に含む、条項61～68のいずれか1項に記載の方法。

【0102】

条項70：前記トレーニング画像データは、独立ベクトルの潜在空間において表され、各潜在ベクトルは、前記トレーニング画像データにおける変化の1つの態様を表し、前記新しいトレーニング画像データの取得又は前記トレーニング画像データの拡張は、前記潜在ベクトル表現に基づく、条項61～69のいずれか1項に記載の方法。

40

【0103】

条項71：前記少なくとも1つの計算デバイスは、ほぐれたデータ表現に基づいて前記独立潜在ベクトルを作成又は推測するように更に構成される、条項61～70のいずれか1項に記載の方法。

【0104】

条項72：前記トレーニング画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT画像、MRI画像、PET画像、SPECT画像、蛍光透視画像、X線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画

50

像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含み、前記計算デバイスは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、バイズランダムフォレスト、勾配ブースト機械、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む、条項61～71のいずれか1項に記載の方法。

10

【0105】

条項73：トレーニング中、新しいトレーニングデータを取得することにより、医療撮像中、多様な種類及び／又は組織の外観を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングするコンピュータプログラム製品であって、プログラム命令を含む少なくとも1つの非一時的コンピュータ可読媒体を含み、前記プログラム命令は、少なくとも1つの計算デバイスにより実行されると、前記少なくとも1つの計算デバイスに、ロボットを用いて対象のトレーニング画像データを自律的に取得することと、前記トレーニング画像データが前記ロボットにより取得されるにつれて、前記トレーニング画像データの画質をリアルタイムで査定することと、前記トレーニング画像データの前記画質に基づいて前記トレーニング画像データの少なくとも1つのマップを作成することと、前記トレーニング画像データの前記少なくとも1つのマップに基づいて、前記ロボットによる新しいトレーニング画像データの取得を調整することと、を行わせる、コンピュータプログラム製品。

20

【0106】

条項74：前記画質を査定することは、平均推定及び前記平均推定の不確実性推定を特定することを含む、条項73に記載のコンピュータプログラム製品。

【0107】

条項75：前記平均推定及び前記不確実性推定を特定することは、ガウスプロセス又は共分散モデルに基づく、条項73又は74に記載のコンピュータプログラム製品。

【0108】

条項76：新しいトレーニング画像データの取得を調整することは、以下の画質パラメータ：最高平均、信頼上限、予期される改善、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを最適化することを含む、条項73～75のいずれか1項に記載のコンピュータプログラム製品。

30

【0109】

条項77：前記プログラム命令は、前記少なくとも1つの計算デバイスに、トレーニング中のベイジアンAIモデルからの認識性及び偶然性不確実性出力の組合せに基づいて前記平均推定及び前記不確実性推定を特定することを更に行わせる、条項73～76のいずれか1項に記載のコンピュータプログラム製品。

【0110】

条項78：組織は、前記トレーニング画像データを取得しながら捕捉されている画像の外観を変えるように、前記ロボット又は第2のデバイスにより自律的、物理的に操作される、条項73～77のいずれか1項に記載のコンピュータプログラム製品。

40

【0111】

条項79：前記プログラム命令は、前記少なくとも1つの計算デバイスに、前記新しいトレーニング画像データに基づいて、機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることを更に行わせ、前記ロボット又は前記第2のデバイスは、前記機械学習ベースのAIモデルの実行時使用中、前記組織を操作するように構成される、条項73～78のいずれか1項に記載のコンピュータプログラム製品。

【0112】

50

条項 80：前記組織は、前記新しいトレーニング画像データで捕捉される組織として出現するように物理的に操作される、条項 73～79 のいずれか 1 項に記載のコンピュータプログラム製品。

【0113】

条項 81：前記プログラム命令は、前記少なくとも 1 つの計算デバイスに、前記画質を改善するように前記トレーニング画像データの 1 つ又は複数の態様を増分的に変更することを更に行わせる、条項 73～80 のいずれか 1 項に記載のコンピュータプログラム製品。

【0114】

条項 82：前記トレーニング画像データは、独立ベクトルの潜在空間において表され、各潜在ベクトルは、前記トレーニング画像データにおける変化の 1 つの態様を表し、前記新しいトレーニング画像データの取得又は前記トレーニング画像データの拡張は、前記潜在ベクトル表現に基づく、条項 73～81 のいずれか 1 項に記載のコンピュータプログラム製品。

【0115】

条項 83：前記プログラム命令は、前記少なくとも 1 つの計算デバイスに、ほぐれたデータ表現に基づいて前記独立潜在ベクトルを作成又は推測することを更に行わせる、条項 73～82 のいずれか 1 項に記載のコンピュータプログラム製品。

【0116】

条項 84：前記トレーニング画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT 画像、MRI 画像、PET 画像、SPECT 画像、蛍光透視画像、X 線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも 1 つを含み、前記少なくとも 1 つの計算デバイスは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、ベイズランダムフォレスト、勾配ブースト機械、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも 1 つを含む、条項 73～83 のいずれか 1 項に記載のコンピュータプログラム製品。

【0117】

条項 85：画像取得中に生じる多様な種類の変化を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングする方法であって、撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、複数のフレームの捕捉画像データを生成し、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、少なくとも 1 つの潜在ベクトル表現を特定することと、前記少なくとも 1 つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データをバリエーションオートエンコーダモデルに入力することと、前記バリエーションオートエンコーダモデルを用いて、前記少なくとも 1 つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データを敵対的画像データに復号化することと、前記敵対的画像データに基づいて機械学習ベースの AI モデルをトレーニングすることと、を含む方法。

【0118】

条項 86：前記潜在ベクトル表現の各ベクトル次元は、標的ドメインの 1 つの変化度を表す、条項 85 に記載の方法。

【0119】

条項 87：各潜在ベクトル表現は、他の各潜在ベクトル表現から独立する、条項 85 又は 86 に記載の方法。

【0120】

10

20

30

40

50

条項 88：画像取得中に生じる多様な種類の変化を扱うように機械学習ベースの人工知能（ＡＩ）モデルをトレーニングするシステムであって、少なくとも１つの計算デバイスを含み、前記少なくとも１つの計算デバイスは、撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、複数のフレームの捕捉画像データを生成し、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、少なくとも１つの潜在ベクトル表現を特定することと、前記少なくとも１つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データをバリエーションオートエンコーダモデルに入力することと、前記バリエーションオートエンコーダモデルを用いて、前記少なくとも１つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データを敵対的画像データに復号化することと、前記敵対的画像データに基づいて機械学習ベースのＡＩモデルをトレーニングすることと、を行うようにプログラムされる又は構成される、システム。

10

【０１２１】

条項 89：前記潜在ベクトル表現の各ベクトル次元は、標的ドメインの１つの変化度を表す、条項 88 に記載のシステム。

【０１２２】

条項 90：各潜在ベクトル表現は、他の各潜在ベクトル表現から独立する、条項 88 又は 89 に記載のシステム。

【０１２３】

条項 91：画像取得中に生じる多様な種類の変化を扱うように機械学習ベースの人工知能（ＡＩ）モデルをトレーニングするコンピュータプログラム製品であって、プログラム命令を含む少なくとも１つの非一時的コンピュータ可読媒体を含み、前記プログラム命令は、少なくとも１つの計算デバイスにより実行されると、前記少なくとも１つの計算デバイスに、撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、複数のフレームの捕捉画像データを生成し、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、少なくとも１つの潜在ベクトル表現を特定することと、前記少なくとも１つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データをバリエーションオートエンコーダモデルに入力することと、前記バリエーションオートエンコーダモデルを用いて、前記少なくとも１つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データを敵対的画像データに復号化することと、前記敵対的画像データに基づいて機械学習ベースのＡＩモデルをトレーニングすることと、を行わせる、コンピュータプログラム製品。

20

【０１２４】

条項 92：前記潜在ベクトル表現の各ベクトル次元は、標的ドメインの１つの変化度を表す、条項 91 に記載のコンピュータプログラム製品。

【０１２５】

条項 93：各潜在ベクトル表現は、他の各潜在ベクトル表現から独立する、条項 91 又は 92 に記載のコンピュータプログラム製品。

【０１２６】

本開示のこれら及び他の特徴及び特性並びに構造体の関連要素及び部品の組合せの動作方法及び機能及び製造の経済性は、添付図面を参照して以下の説明及び添付の特許請求の範囲の検討からより明らかになり、これらは全て本明細書の一部をなし、同様の符号は種々の図における対応する部分を示す。しかしながら、図面が例示及び説明のみを目的としており、本発明の範囲の定義として意図されないことが明確に理解されよう。

40

【０１２７】

更なる利点及び詳細が、添付図に示される非限定的な例示的な実施形態を参照して以下に更に詳細に説明される。

【図面の簡単な説明】

【０１２８】

【図 1】非限定的な実施形態又は態様による、機械学習ベースの人工知能（ＡＩ）モデルをトレーニングするシステムを示す。

【図 2】非限定的な実施形態又は態様による、空間的画像変形を使用して機械学習ベース

50

の A I モデルをトレーニングするシステムを示す。

【図 3】非限定的な実施形態又は態様による、敵対的画像データ変更を使用して機械学習ベースの A I モデルをトレーニングするシステムを示す。

【図 4】非限定的な実施形態又は態様による、ロボット制御と共に能動的データ変更を使用して機械学習ベースの A I モデルをトレーニングするシステムを示す。

【図 5】非限定的な実施形態又は態様による、機械学習ベースの A I モデルをトレーニングする方法を示す。

【図 6】非限定的な実施形態又は態様による、画像取得中に生じる多様な種類の動きを扱うように機械学習ベースの A I モデルをトレーニングする方法の流れ図である。

【図 7】非限定的な実施形態又は態様による、医療撮像中、多様な種類の組織外観を扱うように機械学習ベースの A I モデルをトレーニングする方法の流れ図である。

【図 8】非限定的な実施形態又は態様による、トレーニング中に新しいトレーニング画像データを取得することにより、医療撮像中に多様な種類及び／又は組織の外観を扱うように機械学習ベースの A I モデルをトレーニングする方法の流れ図である。

【図 9】非限定的な実施形態又は態様による、医療画像取得中に生じる多様な種類の変化を扱うように機械学習ベースの A I モデルをトレーニングする方法の流れ図である。

【図 10】非限定的な実施形態又は態様による計算デバイスの概略図である。

【発明を実施するための形態】

【0129】

実施形態が、別段のことが明確に指定される場合を除き、種々の代替の変形及びステップシーケンスをとり得ることを理解されたい。以下の明細書に記載される特定のデバイス及びプロセスが単に、本開示の例示的な実施形態又は態様であることも理解されたい。したがって、本明細書に開示される実施形態又は態様に関連する特定の寸法及び他の物理的特性は、限定と見なされるべきではない。本明細書で使用される態様、構成要素、要素、構造、動作、ステップ、機能、命令等は、極めて重要又は必須と明確に記載される場合を除き、そのように解釈されるべきではない。また、本明細書で使用される場合、冠詞「a」及び「an」は1つ又は複数の項目の包含を意図し、「1つ又は複数」及び「少なくとも1つ」と同義で 사용할ことができる。また、本明細書で使用される場合、「有する(has)」、「有する(have)」、「有する(having)」等の用語は、オープンエンド語であることが意図される。さらに、「に基づく」という句は、別段のことが明確に示される場合を除き、「少なくとも部分的に基づく」を意味することが意図される。

【0130】

本明細書で使用される場合、「計算デバイス」という用語は、データを処理するように構成された1つ又は複数の電子デバイスを指し得る。計算デバイスは、幾つかの例では、プロセッサ、ディスプレイ、メモリ、入力デバイス、ネットワークインタフェース等の、データの受信、処理、及び出力に必要な構成要素を含み得る。計算デバイスは、中央演算処理装置(CPU)、グラフィックス処理ユニット(GPU)等であり得る。計算デバイスはモバイルデバイスであり得る。計算デバイスは、デスクトップコンピュータ又は他の形態の非モバイルコンピュータであってもよい。非限定的な実施形態又は態様では、計算デバイスは、Appleの「Neural Engine」又はGoogleのTensor処理ユニット等の特定用途向け集積回路(ASIC)ニューラルエンジンを含め、AIAクセラレータを含み得る。非限定的な実施形態又は態様では、計算デバイスは、各回路がニューラルネットワーク内の各ノードからの入力を重み付けするように構成されるように、ニューラルネットワーク内の各接続を表す複数の個々の回路で構成し得る。そのような構成では、ソフトウェア、プロセッサ、又はメモリを必要とせずに、論理ゲート及び／又はアナログ回路が使用され得る。

【0131】

非限定的な実施形態又は態様は、超音波画像データを使用して機械学習ベースの人工知能(AI)モデルをトレーニングするシステム及び方法を提供する。非限定的な実施形態又は態様では、画像セグメンテーション及びデータ変更方法論が使用されて、限定されな

いが、超音波画像等の医療画像をランダムに変更（例えば拡張、変更、編集、歪ませる等）し、トレーニングデータとして変更された画像を使用して複数の画像にわたる種々のドメインに一般化するように深層学習モデル（例えば、畳み込みニューラルネットワーク（CNN）、ベイジアンニューラルネットワーク（BNN）等）をトレーニングする。非限定的な実施形態は、AIモデルが非トレーニング又は現実世界シナリオで捕捉された特徴を一般化可能であり得るように、AIモデルが、異なる走査手順により生成されたシーケンシャル特徴不変性及び特徴を能動的に学習できるようにする。AIモデルを使用して、緊急シナリオ中に高速で一貫性のない血管拍動及び超音波走査法等の時間的特徴への対処は、困難であることが判明している。

【0132】

非限定的な実施形態又は態様は、確率的時間データ拡張を通して医療画像の変更を提供し、変更された画像を使用して、医療画像の種々のドメインにわたる一般化に向けてAIモデルをトレーニングし得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、確率的時間データ拡張は、捕捉された画像データの各シーケンス内のフレームを確率的にドロップすることを含み得る。例えば、捕捉された画像データフレームの各々に、確率値を割り当て得、フレームに割り当てられた確率値が閾値確率値を満たすか、又は越える場合、そのフレームをドロップし得る。非限定的な実施形態又は態様は、捕捉された画像データの任意の2つのフレーム間の時間量を変更することにより、捕捉された画像データを変更することによって画像データを変更し得る。非限定的な実施形態又は態様は、捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去し、トレーニングに使用し得る生成画像シーケンスを作成することによって捕捉画像データを変更することで医療画像データを変更し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、画像データのサブシーケンスは、1つ置きフレーム又はランダムに選択されたフレームを確率的にドロップすることによって生成し得る。例えば、トレーニング画像データのシーケンスは、捕捉画像データシーケンスからランダムフレームを選択し、選択されたフレームを結合して新しいシーケンスにすることによって生成し得る。非限定的な実施形態又は態様は、1つ又は複数の新しいフレームを捕捉画像データのシーケンスに追加することによって画像データを変更し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、新しいフレームは、捕捉画像データのうちの少なくとも1つのフレームのコピー、捕捉画像データ内の他のフレームから作成された複合フレーム、他のフレーム間にあったように見えるよう生成された補間フレーム、元の捕捉画像データに含まれないフレーム、又はそのようなフレームの任意の組合せを含み得る。非限定的な実施形態又は態様は、捕捉画像シーケンスを複数のサブシーケンスに分割し得、各サブシーケンスは、シーケンス内のフレームに適用される異なる大きさの空間シフト及び／又は時間シフトを有し得る。したがって、非限定的な実施形態又は態様は、超音波撮像フレーム間の空間-時間差にわたる動きを既存の画像データに合成的に染み込ませることを提供する。

【0133】

非限定的な実施形態又は態様は、モデルの強み及び／又は弱みの分野でAIモデルに挑戦する空間変形を適応的に生成し得る。非限定的な実施形態又は態様は、3D Uネットエンコーダーデコーダーアーキテクチャのドロップアウトベースのバイズの定式化を使用し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、画像又は画像データシーケンス内のモデルの強み及び／又は弱みを特定するために、ベイジアン時間セグメンテーションネットワーク（BTSN: Bayesian temporal segmentation network）又は他のBNNを使用して、不確実性マップを生成し得る。例えば、BNNを使用して、認識性不確実性マップを出力し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、BTSN又はBNNは画像セグメンテーションを出力し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、不確実性マップは別の人工ニューラルネットワーク（ANN）に入力されて、幾何学的に歪んだ画像を敵対的に生成し得る。ANNは、移動最小二乗画像変形等の方法を使用して、既存の画像を空間的に変形及び／又は歪ませて、幾何学的圧縮、伸張、捻れ、剪断、変位、及び／又は他の幾何学的歪み画像の1つ又は複数の領域

10

20

30

40

50

を有する画像を生成し得る。非限定的な実施形態又は態様は、CNN又は他のニューラルネットワークを使用して、トレーニングのために画像変形を含む合成画像及び／又は変更画像を生成し得る。非限定的な実施形態は、空間変形の適応生成を他のデータ変更技法と統合し得る。記載される空間変形の適応生成は、リアルタイムで行われてもよく、又は以前に捕捉された画像シーケンスに適用されてもよい。したがって、非限定的な実施形態又は態様では、AIモデルは超音波画像における画像及び解剖学的ランドマークの領域を自動的にセグメント化し、種々の画像アーチファクトにわたる不変性を学習するために、変更された画像を適応的に生成することができる。

【0134】

非限定的な実施形態又は態様は、ロボット制御を使用した超音波画像データの能動的なデータ変更を提供し得る。非限定的な実施形態又は態様は、走査及び画像データ捕捉中にオンライン又はリアルタイムでセグメンテーションモデルをトレーニングし得る。捕捉された画像データを使用して、新しいデータを探し、ロボット又はロボットシステムの動きを駆動する場所をモデリングし得る。幾つかの非限定的な実施形態では、追加の画像データについて次に探す場所の情報のモデリングは、ガウスプロセス又は捕捉画像データの現在の信念の平均及び不確実性を表す他の関連プロセスを使用し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、最高平均、信頼上限、又は予期される改善尺度を使用し得る。新しい画像データが捕捉されるにつれて、平均マップ及び不確実性マップは更新される。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、平均マップ及び不確実性マップは、追加の画像データを捕捉するようにロボットシステムの動きを駆動する場所を特定するために、CNN又は他のAIモデルへの入力として使用し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、不確実性マップはBTNN又は他のBNNから出力し得る。非限定的な実施形態又は態様は、ロボットシステムがモデルのトレーニングドメインにおいて前に捕捉された画像を表すように又はモデルのトレーニングドメイン外の画像データを捕捉するように画像捕捉の対象を操作するよう、捕捉画像データに基づいて学習し得るロボット制御を含むロボット又はロボットシステムを提供する。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、AIモデルの経路が所望のコースから離れて進む場合、教師AIモデルを使用して、ロボットシステムの動きを駆動するAIモデルを補正することができる。したがって、非限定的な実施形態又は態様では、画像データを捕捉しながら、且つAIモデルトレーニングプロセスの改良を支援するようにロボット制御システムをトレーニングしながら、リアルタイムでAIモデルをトレーニングすることができる。

【0135】

非限定的な実施形態又は態様は、敵対的画像データを生成するように捕捉画像データを変更することにより又はトレーニング用に敵対的画像データを生成することにより、AIモデルをトレーニングし得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、敵対的画像データは、解きほぐされたデータ表現及び捕捉画像データに基づいて特定される独立潜在ベクトルに基づいて生成し得る。独立潜在ベクトルは、画像データにおける1つの変化度又は捕捉画像データに関連する何らかの他の性質を表し得る。幾つかの非限定的な実施形態では、潜在ベクトル表現を使用して、捕捉画像データを敵対的画像に変更し得る。したがって、変更された敵対的画像は、AIモデルが現実世界シナリオでできるようにAIモデルをトレーニングするための入力として使用し得る。幾つかの非限定的な実施形態では、これは、現実世界シナリオで画像データを捕捉する必要なく、モデルトレーニングに使用するための新しいトレーニング画像データの生成を提供する。望まれるトレーニングドメインは、潜在ベクトル表現を設定することによって指定し得る。

【0136】

非限定的な実施形態又は態様は、医療撮像デバイスにより出力された医療画像データを処理可能なソフトウェアアプリケーションとして実施し得る。他の非限定的な実施形態では、超音波データを一般化するシステムは、ハードウェア及び／又はソフトウェアとして超音波デバイスに直接組み込まれてもよく、又は別の医療撮像デバイスに組み込まれてもよい。

10

20

30

40

50

【0137】

これより図1を参照して、非限定的な実施形態又は態様による、画像データの変動にわたり一般化するシステム1000を示す。システム1000は、変更エンジン100、撮像デバイス102、捕捉画像データ104、トレーニング画像データ105、機械学習（ML）モデル106、及びデータベース108を含み得る。非限定的な実施形態又は態様では、撮像デバイス102は、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）スキャナ、超音波スキャナ等の対象の医療画像を捕捉するように構成された任意の種類の撮像デバイスであり得る。例えば、撮像デバイス102は、超音波波形データ（例えばRF波形データ）を物理的に捕捉（キャプチャ）するように構成された超音波デバイスを含み得る。非限定的な実施形態又は態様では、撮像デバイス102は、グレースケール超音波画像の作成に使用し得るRF波形データ（例えばRF波形の振幅エンベロープ等）と関連する特定のデータのみを保存（例えば記憶、通信等）し得る。例えば、生の要素毎のRF波形を結合してビーム形成RF波形にし得、ビーム形成RF波形のエンベロープは、グレースケール超音波画像の基礎をなし得る（例えば画面に表示等するために）。追加又は代替として、撮像デバイス102は周波数成分を使用して、ドップラーシフトを計算し、速度（例えばカラーで表示し得る）を測定し得る。非限定的な実施形態又は態様では、元のRF波形データは、特定のデータ（例えば、エンベロープ、ドップラーシフト等）が計算（例えば、導出、特定等）された後、破棄し得る。追加又は代替として、撮像デバイス102は、更なる解析（例えば、RF波形データの保存、解析等）に向けてRF波形データを保持し得る。非限定的な実施形態又は態様では、撮像デバイス102は、RF波形データ（例えば、ビーム形成RF波形データ、要素毎のRF波形データ、RF波形の任意の他の適した表現（例えば周波数成分を保持する）等）を捕捉し保持する超音波デバイスを含み得る。追加又は代替として、RF波形データは、オンライン解析に向けてリアルタイムで使用されてもよく、後で解析するために保存等されてもよい。非限定的な実施形態又は態様では、撮像システム102は、晶質リニアアレイスキャナ（crystal linear array scanner）等のポータブル超音波機を含み得る。例えば、撮像デバイス102はClarius L7ポータブル超音波機を含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、撮像デバイス102は、非晶質微小電気機械システム（MEMS）ベース及び／又は多機能の超音波機を含み得る。例えば、撮像デバイス102は、Butterfly iQ+超音波機を含み得る。非限定的な実施形態又は態様では、撮像デバイス102は、少なくとも1つのサンプルから捕捉画像データ104（例えばグレースケール画像フレーム等）を取得するのに使用し得る。例えば、臨床医は撮像デバイス102を使用して、そのような画像を人間である対象から取得し得る。追加又は代替として、撮像デバイス102は、少なくとも1つの超音波画像又は複数の超音波画像フレームを含み得る捕捉画像データ104を出力し得る。非限定的な実施形態又は態様では、撮像デバイス102は、変更エンジン100及び／又は他のデバイスから情報を受信し、及び／又は情報を変更エンジン100及び／又は他のデバイスに通信することが可能な1つ又は複数のデバイスを含み得る。

【0138】

捕捉画像データ104は、超音波画像フレーム、医療画像フレーム等のシーケンスを含み得る。捕捉画像データ104は、医療傷害シナリオ等において、画像設定、撮像デバイス102の動作、解剖学的構造、及び／又はアーチファクトの劇的な追加に起因して差違を有する画像フレームを含み得る。捕捉画像データ104は、撮像デバイス102によって捕捉され、変更エンジン100にリアルタイムで通信することができる。追加又は代替として、捕捉画像データ104は、後に変更エンジン100に通信するために保存することができる。幾つかの非限定的な実施形態では、捕捉画像データ104は、処理のために変更エンジン100に入力し得る。捕捉画像データ104は、変更エンジン100がトレーニング画像データ105を生成するように捕捉画像データ104を変更することによって処理し得る。追加又は代替として、捕捉画像データ104は、変更エンジン100が、捕捉画像データ104をコピー又は捕捉画像データ104からの個々のフレームをコピー

10

20

30

40

50

し、トレーニング画像データ105を生成することによって処理し得る。

【0139】

変更エンジン100は、例えば、情報を撮像デバイス102から受信し（例えば捕捉画像データ）、情報を撮像デバイス102に通信し（例えば撮像デバイス102を制御するための情報等）、画像データを処理（例えば画像データを変更）するように構成されたソフトウェア及び／又はハードウェアを含み得る。例えば、変更エンジン100は、1つ又は複数の計算デバイスで実行中の1つ又は複数のソフトウェアアプリケーションであり得る。非限定的な実施形態又は態様では、変更エンジン100は、本明細書に記載のように、少なくとも1つの畳み込みニューラルネットワーク（例えば、Wネット、Uネット、A Uネット、SegNet等）を実施し得る。非限定的な実施形態又は態様では、変更エンジン100は、本明細書に記載のように、少なくとも1つのベイジアンニューラルネットワーク（BNN）又は他の種類の確率的グラフィカルモデルを実施し得る。非限定的な実施形態又は態様では、変更エンジン100は、捕捉画像データ104を撮像デバイス102からリアルタイムで受信し得る。追加又は代替として、変更エンジン100は、本明細書に記載のように、少なくとも1つの超音波画像フレームを含み得る捕捉画像データ104（例えば、過去の捕捉画像データ）を前に記憶した捕捉画像データ104から受信（例えば検索、取得、照会等）し得る。

10

【0140】

非限定的な実施形態又は態様では、変更エンジン100は、捕捉画像データ104を処理して、トレーニング画像データ105を生成し得る。変更エンジン100は、捕捉画像データ104の幾つか又は全てのフレームをコピーし、それらのコピーされたフレームを処理することに基づいてトレーニング画像データ105を生成し得る。幾つかの非限定的な実施形態では、変更エンジン100がトレーニング画像データ105を生成する場合、捕捉画像データ104の非変更コピーは記憶されたままであり得る。幾つかの非限定的な実施形態では、変更エンジン100がトレーニング画像データ105を生成する場合、トレーニング画像データ105は、変更された画像データ104と変更されていない画像データ104の両方の混合を含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、変更エンジン100は、捕捉画像データ105に基づいてトレーニングデータ105を捕捉するように撮像デバイスに指示し得る。例えば、変更エンジン100は捕捉画像データ105に基づいて不確実性マップを生成し得、変更エンジン100は、不確実性マップを少なくとも1つのCNN又はBNNへの入力として使用して、追加の画像データを捕捉画像データ104の形態で収集するか、それともトレーニングデータ105の形態で収集するかを判断し得る。非限定的な実施形態又は態様では、変更エンジン100は、捕捉画像データ104内のフレーム又はフレームシーケンスをランダムに又は予め定義されたパターン（例えば1つ置きフレーム等）に基づいてドロップ又は除去し得る。変更エンジン100は、捕捉画像データ104を直接変更してトレーニング画像データ105を生成することによりこれを行ってもよく、又は変更エンジン100は、除去されたフレーム若しくはシーケンスを新たに生成された画像データシーケンスにコピーすることによってトレーニング画像データ105を生成してもよい。捕捉画像データ104及び／又はトレーニング画像データ105内のシーケンスは、サブシーケンスを含み得る。追加又は代替として、変更エンジン100は、捕捉画像データ104の任意の2つの画像間の時間量を変更することによって捕捉画像データ104を変更し得る。追加又は代替として、変更エンジン100は、フレームのサブシーケンスを捕捉画像データ104に追加し得る。例えば、変更エンジン100は、捕捉画像データ104の既存のフレームの少なくとも1つのコピーを捕捉画像データ104に追加し得る。他の非限定的な実施形態又は態様では、変更エンジン100は、捕捉画像データ104の1つ又は複数の既存のフレームから作成された複合フレームを生成し得る。幾つかの非限定的な実施形態では、変更エンジン100は、捕捉画像データ104内の既存のフレーム間に現れるように補間フレームを生成し得る。変更エンジン100は、潜在ベクトル表現、既存データ等の独立因子に基づいて、捕捉画像データ104に含まれない新しいフレームを生成し得る。

20

30

40

50

【0141】

非限定的な実施形態又は態様では、トレーニング画像データ105は、超音波画像フレーム又は他の医療撮像フレームのシーケンスを含み得る。トレーニング画像データ105は、変更エンジン100による処理に起因して、差違を有する画像フレームを含み得る。トレーニング画像データ105は、変更エンジン100により生成されてもよく、又は変更エンジン100により作成された捕捉画像データ104を変更したものであってもよい。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、トレーニング画像データ105は、撮像デバイス102により捕捉された、新たに捕捉された画像データを含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、トレーニング画像データ105は、処理のために変更エンジン100に入力され得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、トレーニング画像データ105は、変更エンジン100がトレーニング画像データ105を変更することにより、不確実性マップ及び／又は追加のトレーニングデータを生成するように処理し得る。トレーニング画像データ105は、MLモデル106をトレーニングするために、MLモデル106に入力し得る。

10

【0142】

非限定的な実施形態又は態様では、MLモデル106は、撮像デバイス102と通信する1つ又は複数の計算デバイスで実行される1つ又は複数のソフトウェアアプリケーション等、撮像デバイス102とは別個であり得る。代替的には、MLモデル106は、MLモデル106が撮像デバイス102のソフトウェア及び／又はハードウェアにより実施されるように、撮像デバイス102に組み込まれてもよい（例えば完全に、部分的に等）。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、MLモデル106は、MLモデル106が変更エンジン100のソフトウェア及び／又はハードウェアにより実施されるように、変更エンジン100に組み込まれてもよく、又はMLモデル106は変更エンジン100とは別個であってもよい。MLモデル106は、トレーニング画像データ105を入力として受信し得る。MLモデル106は、データベース108から情報を受信し、及び／又は情報をデータベース108に通信することが可能な1つ又は複数のデバイスと統合してもよい。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、MLモデル106はデータベース108からデータを受信し得る。データベース108から受信されるデータは、潜在ベクトル表現、不確実性マップ、既存の画像データ（例えば過去の超音波画像データ）等を含み得る。

20

30

【0143】

データベース108は、MLモデル106等から情報を受信し、及び／又はMLモデル106等に情報を通信することが可能な1つ又は複数のデバイスを含み得る。非限定的な実施形態又は態様では、データベース108は、前の画像捕捉（例えば、撮像デバイス102、他の超音波及び／又はRFシステム等による）からの捕捉画像データ104（例えば過去の超音波画像データ）を記憶し得る。例えば、（過去の）捕捉画像データ104は、少なくとも1つの超音波垂画像フレームを含み得る。非限定的な実施形態又は態様では、前に捕捉された画像データはデータベース108に提供されて、過去の画像データとして記憶し得る。追加又は代替として、そのような前に捕捉された画像データは、本明細書に記載のように、MLモデル106のトレーニング及び／又はテストに（例えばMLモデル106が解剖学的ランドマーク等の一般化された特徴をどの程度正確に学習したかを特定するため、どの一般化特徴がMLモデル106の強み又は弱み内にあるかを特定するため等に）使用し得る。

40

【0144】

非限定的な実施形態又は態様では、撮像デバイス102、MLモデル106、及びデータベース108は、単一の計算デバイス、単一のシステム等によって実施し得る（例えば、完全に、部分的に等）。

【0145】

これより図2を参照して、非限定的な実施形態又は態様による、空間画像変形を使用して機械学習ベースのAIモデルをトレーニングするシステム2000を示す。非限定的な

50

実施形態又は態様では、システム 2000 は、変更エンジン 200、トレーニングシステム 202、変更エージェントニューラルネットワーク (NN) 204、ベイジアン時間セグメンテーションネットワーク (BT SN) 206、トレーニング画像 208、不確実性マップ 210、及びセグメンテーションマップ 212 を含み得る。変更エンジン 200 は、CNN (例えば、W ネット、U ネット、Seg Net、それらの任意の組合せ等) を含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、変更エンジン 200 は、本明細書に記載の変更エンジン 100 と同じ又は同様であり得る。非限定的な実施形態又は態様では、変更エンジン 200 は、画像変形を使用した更なるトレーニングのために合成画像を生成し得る。例えば、変更エンジン 200 は、移動最小二乗変形法の一変形を使用した画像変形を用いてトレーニングするために合成画像を生成し得る。幾つかの非限定的な実施形態では、変更エンジン 200 は、1 組の制御点及び 1 組の変形制御点を変更エージェント NN 204 から受信し得る。変更エンジン 200 は、トレーニングシステム 202 から受信した入力画像に 1 組の制御点及び 1 組の変形点を適用して、画像変形を含む合成画像を生成し得る。

10

【0146】

図 2 に示すように、トレーニングシステム 202 は、トレーニング画像 208 を含み、出力し得る。トレーニングシステム 202 は、例えば、計算デバイス及び／又は画像データを記憶するデータ記憶デバイスを含み得る。トレーニング画像 208 は、画像のリアルタイム捕捉から取得されてもよく、又はトレーニング画像 208 は、前に捕捉され、記憶された画像であってもよい。トレーニングシステム 202 は、変更エージェント NN 204 によって生成された画像変形を用いてトレーニング画像 208 を変更するために、トレーニング画像 208 を変更エンジン 200 に通信し得る。他の非限定的な実施形態では、トレーニングシステム 202 は、トレーニングのためにトレーニング画像 208 を BT SN 206 に通信し得る。したがって、画像変形を使用して、BT SN 206 が、トレーニング画像 208 の特定の特徴を既に学習した可能性があるエリアにおいて挑戦されるように、トレーニング画像 208 をスポット変更し得る。

20

【0147】

続けて図 2 を参照すると、非限定的な実施形態又は態様によれば、変更エージェント NN 204 は、3D CNN 等の CNN であり得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、変更エージェント NN 204 は、本明細書に記載の変更エンジン 100、200、及び／又は ML モデル 106 と同じ又は同様であり得る。変更エージェント NN 204 は、複数の畳み込みブロックを含み得る。変更エージェント NN 204 は、3D 畳み込み層、バッチ正規化層、正規化線形ユニット (ReLU) 活性化、最大プーリング層等を含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、変更エージェント NN 204 は、本明細書に記載の変更エンジン 100 又は ML モデル 106 と同じ又は同様であり得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、変更エージェント NN 204 は、制御点及び変形制御点の生成に使用し得、制御点は、画像変形を用いてトレーニング画像 208 を変更するのに使用される。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、変更エージェント NN 204 は、入力トレーニング画像のコピーを作成し、変形を入力トレーニング画像のコピーに適用することにより、変形を用いて変更された新しいトレーニング画像を生成し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、変更エージェント NN 204 は、変形を適用することによって入力トレーニング画像 208 を直接変更し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、トレーニング画像 208 の非変更コピーは記憶されたままであり得る。幾つかの非限定的な実施形態では、合成画像を生成するために、変更エージェント NN 204 は、捕捉画像データのシーケンスから、画像の境界前後に第 1 の組の制御点を生成し得る。制御点を生成し、トレーニング画像 208 を変更するために、変更エージェント NN 204 は、BT SN 206 から不確実性マップを受信し得、不確実性マップは、入力画像に適用される制御点をシフトする 1 組の方向を決定し出力するのに使用し得る。各制御点は個々の方向シフトを受け取り得る。方向シフトは、直線上下及び左右方向シフト及び追加の自由度を含み得る。方向シフトに続く制御点の新しい場所を表す点は、変形

30

40

50

制御点として含まれる。変更エージェント NN204 は、トレーニング画像において検出された個々の解剖学的分類の前後に第2の組の制御点を生成し得る。変更エージェント NN204 は1組の変形制御点を生成することもでき、変形制御点は、以下：

【数1】

$$\sum_i w_i |l_v(p_i) - q_i|^2$$

を最小化し得る最良のアフィン変換 $l_v(x)$ を使用して画像変形を定義し、式中、 p_i は第1及び第2の組の制御点を表し、 q_i は1組の変形制御点を表し、 w_i は1組の変形重みを表し、これは評価点 v に依存する。変更エージェント NN204 は、不確実性マップ、例えば認識性不確実性マップを入力として使用して変形制御点を生成し得る。次いで、制御点及び変形制御点をトレーニング画像208に適用して、変形された態様を有する新しいトレーニング画像を生成し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、移動最小二乗画像変形法を使用して、制御点、変形制御点、及び変形をトレーニング画像208に適用する。 $l_v(x)$ を線形変換行列 M 及び並進値 T を有するアフィン変換として表すと、線形移動最小二乗変形に加重重心を使用するために、並進値を解くことができ、

【数2】

$$T = q_* - p_* M$$

式中、

【数3】

$$p_* = \frac{\sum_i w_i p_i}{\sum_i w_i}$$

$$q_* = \frac{\sum_i w_i q_i}{\sum_i w_i}$$

であり、式中、 p_* 及び q_* は、線形移動最小二乗変形に使用される加重重心である。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、制御点及び変形制御点は、トレーニング画像208の境界用の第1の制御点セット及び第1の変形制御点セット並びにトレーニング画像208内の解剖学的分類用の第2の制御点セット及び第2の変形制御点セットに分割される。トレーニング画像208の境界用に設計された制御点は、変形中、画像の辺が折り畳まれるのを防ぐのに使用される。境界はトレーニングプロセス全体を通して一定のままであるため、加重重心の関係は、

【数4】

$$p_* = \frac{\sum_i w_i p_i + w_B p_B}{\sum_i w_i + w_B}$$

$$q_* = \frac{\sum_i w_i q_i + w_B q_B}{\sum_i w_i + w_B}$$

と書くことができる。式中、下付き B は、トレーニング画像の境界に割り当てられた制御点を指す。変形重みは、計算するのに個々の書く画像に依存しないアフィン変換を計算するための追加の値と共に、

【数5】

$$w_i = \frac{1}{|p_i - v|^{2\alpha}}$$

として予め計算し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、制御点の総カウントは、変更エージェント NN 204 へのハイパーパラメータとして設定し得る。

【0148】

変更エージェント NN 204 は、変更エージェント NN 204 がどの程度（例えば、閾値程度まで又は閾値割合により）BT SN 206 に挑戦することができるかに基づいてトレーニングし得、これは、変更されたトレーニング画像での損失によって測定される。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、変更エージェント NN 204 は、点のランダムセットを生成し、制御点の変形方向をシグナリングすることによってトレーニングし得る。移動最小二乗画像変形は、エージェント生成点（例えば、制御点及び変形制御点）及びランダム生成点の両方で計算し得る。両セットのセグメンテーション損失を計算し得る。エージェント生成点が、低いセグメンテーション損失に繋がる場合、ランダム生成点のほうがより困難であると仮定し得る。より困難な点が、変更エージェント NN 204 をトレーニングするためのラベルとして割り当てられる。しかしながら、ランダム生成点がより低い損失に繋がる場合、逆方向のエージェント生成点が、トレーニングのためのラベルとして割り当てられる。

【0149】

続けて図 2 を参照すると、非限定的な実施形態又は態様によれば、BT SN 206 は、本明細書に記載の ML モデル 106 と同じ又は同様であり得る。BT SN 206 は、3D U ネットエンコーダデコーダアーキテクチャのドロップアウトベースのバイズの定式化を含み得る。BT SN 206 はエンコーダ側に 4 つの畳み込みブロックを含み得、それと一致する対をデコーダ側を含み得る。各ブロックは、以下の 2 つの対が後に続く入力層を含み得る：畳み込み層、バッチ正規化、及び ReLU。各ブロックは、単一のドロップアウト層を出力層前に更に含み得る。BT SN 206 は、認識性不確実性マップに使用し得る予測平均

【数 6】

$$\hat{\mu}$$

、セグメンテーションマップ、及び予測分散

【数 7】

$$\hat{\sigma}^2$$

の両方に 2 つの値（以下表される）を出力し得、

【数 8】

$$[\hat{\mu}, \hat{\sigma}^2] = f^{\hat{W}}(x)$$

式中、f は、モデル重み

【数 9】

$$\hat{W}$$

によってパラメータ化されたベイジアン 3D U ネットである。認識性不確実性マップは、モンテカルロドロップアウトとも呼ばれるテスト時確率的順方向パスを使用して取得され：

【数 10】

10

20

30

40

50

$$\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\hat{\mu}_t - \bar{\mu})^{\otimes 2}$$

式中、 T はモンテカルロサンプルの総数であり、
【数 1 1】

$$\bar{\mu} = \sum_{t=1}^T \frac{\hat{\mu}_t}{T}$$

10

である。

【0 1 5 0】

幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、B T S N 2 0 6 は、トレーニングの入力としてトレーニング画像 2 0 8 を受信し得る。トレーニング画像 2 0 8 は、変更されたトレーニング画像又は変更前の元のトレーニング画像であり得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、B T S N 2 0 6 は、トレーニングの入力として、変更エンジン 2 0 0 から変更トレーニング画像を受信し得る。B T S N 2 0 6 は、出力として、トレーニング画像 2 0 8 又は他の変更されたトレーニング画像のセグメンテーションマップを生成し得る。B T S N 2 0 6 は、出力として不確実性マップを生成し得、これは、変更エージェント N N 2 0 4 をトレーニングするため及び画像変更の制御点を生成するために、変更エージェント N N 2 0 4 に通信し得る。

20

【0 1 5 1】

非限定的な実施形態又は態様では、不確実性マップ 2 1 0 は、認識性不確実性マップ、偶然性不確実性マップ等を含み得る。不確実性マップ 2 1 0 は、B T S N 2 0 6 から変更エージェント N N 2 0 4 に通信し得る。不確実性マップ 2 1 0 は、トレーニングのため及び画像変形の制御点を生成するために、入力として変更エージェント N N 2 0 4 に供給され得る。

【0 1 5 2】

これより図 3 を参照して、非限定的な実施形態又は態様による、敵対的画像データ変更（例えば A I モデルを欺くように変更された画像）を使用して機械学習ベースの A I モデルをトレーニングするシステム 3 0 0 0 を示す。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、システム 3 0 0 0 は、変更バリエーションオートエンコーダモデル（M V A M）3 0 0、深層学習セマンティックセグメンテーションモデル（D L S S M）3 0 2、入力医療画像 3 0 4、入力ノイズベクトル 3 0 6、敵対的生成画像 3 0 8、及びセグメンテーション出力 3 1 0 を含み得る。システム 3 0 0 0 は、各ベクトル次元が画像データにおける 1 つの変化度を表し得るように、潜在ベクトルの形態で解きほぐされたデータ表現（*d i s e n t a n g l e d d a t a r e p r e s e n t a t i o n*）を使用し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、システム 3 0 0 0 は、機械学習ベースの A I モデルをトレーニングするようにリアルタイムで（例えば画像捕捉と同時に）使用し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、システム 3 0 0 0 は、前に捕捉された画像データを使用して機械学習ベースの A I モデルをトレーニングするのに使用し得る。

30

40

【0 1 5 3】

幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、M V A M 3 0 0 は、本明細書に記載の変更エンジン 1 0 0、2 0 0 と同じ又は同様であり得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、D L S S M 3 0 2 は、本明細書に記載の M L モデル 1 0 6 と同じ又は同様であり得る。D L S S M 3 0 2 は、深層学習ベースのセマンティックセグメンテーションモデルの一変形を含み得る。入力医療画像 3 0 4 は、本明細書に記載の捕捉画像データ 1 0 4 と同じ又は同様であり得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、入力医療画像 3 0 4 は、単一の画像、画像フレームのシーケンス、又は生の画像データを含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、入力ノイズベクトル 3 0 6 は複数の次元を含み得る

50

。入力ノイズベクトル306は、他の次元から独立した次元を含み得る。入力ノイズベクトル306の各次元は、画像データにおける1つの変化度を表し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、次元は標的ドメインを表すように予め選択することができる。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、入力ノイズベクトル306の次元は、分布から引き出すことができる。敵対的生成画像308は、入力ノイズベクトル306を用いて変更された画像データを含み得る。幾つかの非限定的な実施形態では、敵対的生成画像308は、入力ノイズベクトル306の次元は分布から引き出すことができる（したがって、次元はノイズが追加されない状態を表し得る）ため、敵対的生成画像308に変更が適用されていないという点で、入力医療画像304と同じであり得る。敵対的生成画像308は、MVAM300による変更後の入力医療画像304と比較して、画像に知覚できる

10

【0154】

非限定的な実施形態によれば、MVAM300は、入力医療画像304及び入力ノイズベクトル306を入力として受信し得る。MVAM300は入力を復号化して、敵対的生成画像308にし得る。入力ノイズベクトル306は、解剖学的構造の形状、サイズ、撮像設定等の入力医療画像304の空間特徴を独立して変換し得る。敵対的生成画像は、トレーニングのために、入力としてDLSSM302に供給し得る。DLSSM302はセグメンテーション出力310を出力し得、これはDLSSM302のトレーニングが進むにつれてより解釈可能になり得る。

【0155】

20

これより図4を参照して、非限定的な実施形態又は態様による、ロボット制御と共に能動的データ変更を使用して機械学習ベースのAIモデルをトレーニングするシステム4000を示す。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、システム4000は、計算デバイス400、ロボット402、撮像デバイス404、トレーニング画像データ406、及びデータベース408を含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、計算デバイス400は、本明細書に記載の変更エンジン100と同じ又は同様であり得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、計算デバイス400は、本明細書に記載のMLモデル106と同じ又は同様であり得る。計算デバイス400は、トレーニングし得るMLモデルを含んでもよく、又はMLモデルと通信してもよい。ロボット402は、ロボットアーム、ロボットマニピュレータ、及び／又は組織410を操作（例えばプレス、変形、プッシュ、プロービング、拡張、収縮等）可能なロボットツールを含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、ロボット402は、ロボット402の移動を制御する計算デバイスを含み得る。他の非限定的な実施形態又は態様では、ロボット402は、計算デバイス400がロボット402を制御し得るように、計算デバイス400と通信する、コントローラ等の計算デバイスを含み得る。撮像デバイス404は、本明細書に記載の撮像デバイス102と同じ又は同様であり得る。トレーニング画像データ406は、本明細書に記載の捕捉画像データ104及び／又はトレーニング画像データ105と同じ又は同様であり得る。データベース408は、本明細書に記載のデータベース108と同じ又は同様であり得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、組織410は、ヒト組織、動物組織、合成組織等のスキャン中の対象の生組織又は死組織を含み得る。

30

40

【0156】

引き続き図4を参照すると、非限定的な実施形態又は態様によれば、計算デバイス400は、ガウスプロセスを適用して、トレーニング画像データ406等の入力データを処理して解析し得る。幾つかの非限定的な実施形態では、計算デバイス400は、収集されたデータ又は収集中のトレーニング画像データ406の現在の信念の平均、最良推定、不確実性、及び／又は共分散を表し得る別のプロセスを適用し得る。例えば、計算デバイス400は、最高平均、信頼上限、及び／又は予期される改善尺度を収集データに適用し得る。トレーニング画像データ406又は他の収集されたトレーニングデータ（例えば、ロボット402及び撮像デバイス404によって収集された場所データ）の信念は、所望の情報の推定を含み得、これは、捕捉する新しい画像データを探す場所について計算デバイス

50

400を更にトレーニングし、ロボット402に指示するのに使用し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、最良推定及び推定の不確実性は、トレーニング画像データの品質を査定するために、計算デバイス400により使用することができる。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、最良推定及び推定の不確実性は、ベイジアンセグメンテーションモデルから出力される認識性不確実性マップ及び偶然性不確実性マップによって表し得る。

【0157】

幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、ロボット402は、組織410のトレーニング画像データを自律的に取得するように構成し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、計算デバイス400は、ロボット402がトレーニング画像データを自律的に取得するようにロボット402を制御するように構成し得る。

【0158】

幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、最良推定及び推定の不確実性を使用しながら、ロボット402は、計算デバイス400の第1のMLモデルの現在のトレーニングドメインを表すように組織410を操作可能なようにトレーニングし得る。組織410の操作は、組織410が、計算デバイス400の第1のMLモデルが前に学習したものに類似し得るように適用し得る。例えば、第1のMLモデルがトレーニングされたサイズの動脈を学習した場合、ロボット402を使用して、撮像デバイス404を用いた更なるデータ捕捉のために、動脈をトレーニングされたサイズに縮小又は拡大し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、ロボット402は、撮像デバイス404を、第1のMLモデルがトレーニングされていない、又は追加のトレーニングが必要な組織410のエリアに移動させるように使用し得る。幾つかの非限定的な実施形態では、システム4000又は計算デバイス400は教師MLモデルを含み得る。教師MLモデルは、第1のMLモデルが望ましくない誤差を伝播し、システムに誤差閾値を越えさせる場合、第1のMLモデルを補正可能であり得る。誤差は、トレーニング画像データ406又は他の収集されたトレーニングデータにおいて第1のMLモデル又は教師MLモデルによって検出される誤差を含み得る。

【0159】

非限定的な実施形態又は態様によれば、計算デバイス400は、トレーニング画像データの画質に基づいて、収集されたトレーニング画像データのマップを作成し得る。画質は、トレーニング画像データ406の全体画質を含み得る。画質は、トレーニング画像データ406の解釈可能性を含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、計算デバイス400は、新しいトレーニング画像データ406の取得を調整し得る。トレーニング画像データ406の取得の調整は、第1のMLモデルが前に学習したものに基づいて組織410を操作するようにロボット402に指示する等の記載の方法のいずれかを含み得る。トレーニング画像データ406の取得の調整は、第1のMLモデルの弱いトレーニングドメイン又は第1のMLモデルがまだトレーニングされていない場所にあるか、に基づき得る。取得の調整は、教師MLモデルのコマンド及び／又はトレーニングのために収集されるべき所望の情報の最良推定及び推定の不確実性に基づき得る。

【0160】

これより図5を参照して、非限定的な実施形態又は態様による例示的な人工ニューラルネットワーク500（例えばUネットCNNアーキテクチャ）を示す。人工ニューラルネットワーク500は、リカレントニューラルネットワーク、フィードフォワードニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、ベイズランダムフォレスト、勾配ブースト回帰木、セグメンテーションネットワーク、セマンティックセグメンテーションネットワーク、ベイジアンセグメンテーションネットワーク、又はそれらの任意の組合せを含み得る。人工ニューラルネットワーク500は、3D Uネットアーキテクチャ、バッチ正規化、及びReLU活性化を含み得、エンコーダブロックの最

後の層としてダウンサンプリング層を含み得る。各デコーダブロックは、エンコーダブロックにおける2対の畳み込み層、バッチ正規化層、畳み込みLSTM層、及びReLU活性化が続くアップサンプリング層を含み得る。各畳み込み層は $3 \times 3 \times 3$ カーネル次元を含み得る。人工ニューラルネットワーク500は、MLモデル106、変更エンジン200、変更エージェントNN204、BT SN206、DLSSM302、及び／又は計算デバイス400によって実施（例えば、完全に、部分的に等）し得る。追加又は代替として、人工ニューラルネットワーク500は、少なくとも1つの他の計算デバイスにより及び／又はMLモデル106、変更エンジン200、変更エージェントNN204、BT SN206、DLSSM302、計算デバイス400、及び／又はロボット402とは別個であるか、又はそれ（ら）を含む（例えば、デジタル及び／又はアナログ）回路における直接実施により実施（例えば、完全に、部分的に等）し得る。

10

【0161】

非限定的な実施形態又は態様では、人工ニューラルネットワーク500は、Ronnebergerら著「U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation」、International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, p. 234-241 (2015)に記載のCNNと同様であり得る。

【0162】

これより図6を参照して、非限定的な実施形態又は態様による、画像取得中に生じる多様な種類の動きを扱うように機械学習ベースのAIモデルをトレーニングする方法の流れ図を示す。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、方法のステップの1つ又は複数は、変更エンジン100、変更エンジン200、変更エージェントNN204、BT SN206、MVAM300、DLSSM302、及び計算デバイス400により実行（例えば、完全に、部分的に等）し得る。変更エンジン又はAIモデルを参照する場合、本明細書における非限定的な実施形態の記載のステップが、変更エンジン100、変更エンジン200、変更エージェントNN204、BT SN206、MVAM300、DLSSM302、及び／又は計算デバイス400のいずれか1つにより実行し得ることを理解し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、方法のステップの1つ又は複数は、MLモデル106等の変更エンジン100、計算デバイス400等とは別個であるか、又はそれ（ら）を含む別のシステム、別のデバイス、別のシステム群、又は別のデバイス群により実行（例えば、完全に、部分的に等）し得る。

20

30

【0163】

図6に示すように、ステップ600において、方法は、本明細書に記載のように、画像データを捕捉（キャプチャ）することを含み得る。例えば、撮像デバイス102、404は、画像データを捕捉して、複数のフレームの捕捉画像データを生成し得る。捕捉画像データは、撮像デバイス102、404と組織410との間の動きに基づいて、他の画像フレームに対する画像フレームを含み得る。

【0164】

図6に示すように、ステップ602において、方法は、本明細書の記載のように、画像データを変更することを含み得る。例えば、変更エンジン100は捕捉画像データ（例えば、画像データ104、406等）を変更し得る。捕捉画像データを変更して、変更画像データ（例えば、トレーニング画像データ105、208、308等）を生成し得る。非限定的な実施形態又は態様では、捕捉画像データを変更することは、捕捉画像データの任意の2つのフレーム間の時間量を変更することを含み得る。捕捉画像データの任意の2つのフレーム間の時間量を変更することは、捕捉画像データの任意の2つの画像間に1つ又は複数のフレームを追加することを含み得る。1つ又は複数のフレームは、捕捉画像データからコピー若しくは削除された複製フレームであってもよく、又は新しいフレームであってもよい。代替的には、1つ又は複数のフレームは、本明細書に記載の任意の方法により生成されたフレームを含み得る。非限定的な実施形態又は態様では、捕捉画像データを

40

50

変更することは、捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去し、トレーニングに使用し得る、生成された画像シーケンスを作成することを含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、画像データのサブシーケンスは、1つ置きフレーム又はランダムに選択されたフレームを確率的にドロップすることによって生成し得る。例えば、トレーニング用のシーケンスは、捕捉画像データシーケンスからランダムにフレームを選択し、選択されたフレームを結合して新しいシーケンスにすることによって生成し得る。幾つかの非限定的な実施形態では、捕捉画像データを変更することは、1つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを捕捉画像データのシーケンスに追加することを含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、新しいフレームは、捕捉画像データの少なくとも1つのフレームのコピー、捕捉画像データ内の他のフレームから作成された複合フレーム、他のフレーム間にあったように見えるように生成された補間フレーム、元の捕捉画像データに含まれていないフレーム、又はそのようなフレームの任意の組合せを含み得る。

10

【0165】

図6に示すように、ステップ604において、方法は、本明細書に記載のように、変更画像データに基づいてモデルをトレーニングすることを含み得る。例えば、MLモデル106（又は本明細書に記載の任意の他のAIモデル）は、MLモデル106への入力として変更エンジン100から変更画像データ（例えばトレーニング画像データ105）を受信することにより、変更エンジン100を用いてトレーニングし得る。

【0166】

これより図7を参照して、非限定的な実施形態又は態様による、医療撮像中、多様な種類の組織外観を扱うように機械学習ベースのAIモデルをトレーニングする方法の流れ図を示す。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、方法のステップの1つ又は複数は、変更エンジン100、撮像デバイス102、変更エンジン200、変更エージェントNN204、BT SN206、MV AM300、DLSSM302、及び計算デバイス400により実行（例えば、完全に、部分的に等）し得る。変更エンジン又はAIモデルを参照する場合、本明細書における非限定的な実施形態の記載のステップが、変更エンジン100、変更エンジン200、変更エージェントNN204、BT SN206、MV AM300、DLSSM302、及び／又は計算デバイス400のいずれか1つにより実行し得ることを理解し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、方法のステップの1つ又は複数は、MLモデル106等の変更エンジン100、計算デバイス400等とは別個であるか、又はそれ（ら）を含む別のシステム、別のデバイス、別のシステム群、又は別のデバイス群により実行（例えば、完全に、部分的に等）し得る。

20

30

【0167】

図7に示すように、ステップ700において、方法は、本明細書に記載のように、画像データを捕捉することを含み得る。例えば、撮像デバイス102、404は、一連のトレーニング医療画像として画像データを捕捉し得る。一連の画像は、シーケンス中に複数の画像フレームを含み得る。捕捉画像データは、撮像デバイス102、404と組織410との間の動きに基づいて他の画像フレームに対する画像フレームを含み得る。

【0168】

図7に示すように、ステップ702において、方法は、捕捉画像データの各フレーム前後及び本明細書に記載のように捕捉された複数のフレーム中のフレームの少なくともサブセットの各フレーム中の分類された各オブジェクト前後に1組の制御点を生成することを含み得る。例えば、変更エンジン100は、フレームのサブシーケンス中の各フレームの境界前後に1組の制御点を生成し得る。境界及び分類されたオブジェクトの両方での1組の制御点内の制御点の数は各々、1組の制御点を生成するモデルのハイパーパラメータによって設定し得る。制御点セットは、捕捉画像データを変形させてトレーニング画像データを生成するのに使用し得る。制御点セットは、1組のランダムに生成された点に対するセグメンテーション損失を計算することによって不確実性マップを生成するのに使用し得る。

40

50

【0169】

図7に示すように、ステップ704において、方法は、捕捉画像データの各フレーム前後及び本明細書に記載のように捕捉された複数のフレーム中のフレームの少なくともサブセットの各フレーム中の分類された各オブジェクト前後に1組の変形制御点を生成することを含み得る。例えば、変更エンジン100は、画像フレームの変形を画定する1組の変形制御点をフレームのサブシーケンス中の各フレームに生成し得る。変形制御点は、アフィン変換に基づいて生成し得る。

【0170】

図7に示すように、ステップ706において、方法は、幾何学的変形をフレームに提供して、新しいトレーニング画像を生成することを含み得る。例えば、変更エンジン100はフレームの新しいサブシーケンスを生成し得、各フレームは、1組の制御点及び1組の変形制御点に基づいてフレームの変形部分を含む。幾つかの非限定的な実施形態では、変更エンジンは、捕捉画像データ104が変更されるように歪みを捕捉画像データ104に直接適用して、トレーニング画像データ105を生成し得る。歪みをフレームに適用することは、移動最小二乗画像変形法を使用し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、歪みは並進値によって部分的に定義し得る。

【0171】

図7に示すように、ステップ708において、方法は、新しいトレーニング画像に基づいてモデルをトレーニングすることを含み得る。例えば、変更エンジン100は、変形フレームの新しいサブシーケンス（例えば、トレーニング画像データ105）をトレーニングのための入力としてMLモデル106に送信し得る。

【0172】

これより図8を参照して、非限定的な実施形態又は態様による、トレーニング中に新しいトレーニング画像データを取得することにより、医療撮像中に多様な種類及び／又は組織の外観を扱うように機械学習ベースのAIモデルをトレーニングする方法の流れ図を示す。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、方法のステップの1つ又は複数は、変更エンジン100、撮像デバイス102、変更エンジン200、変更エージェントNN204、BT SN206、MV AM300、DLSSM302、及び計算デバイス400により実行（例えば、完全に、部分的に等）し得る。変更エンジン又はAIモデルを参照する場合、本明細書における非限定的な実施形態の記載のステップが、変更エンジン100、変更エンジン200、変更エージェントNN204、BT SN206、MV AM300、DLSSM302、及び／又は計算デバイス400のいずれか1つにより実行し得ることを理解し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、方法のステップの1つ又は複数は、MLモデル106等の変更エンジン100、計算デバイス400等とは別個であるか、又はそれ（ら）を含む別のシステム、別のデバイス、別のシステム群、又は別のデバイス群により実行（例えば、完全に、部分的に等）し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、図8に示す方法は、AIモデルをトレーニングするためにリアルタイムで反復的に繰り返すことができる。

【0173】

図8に示すように、ステップ800において、方法は、本明細書に記載のロボット402を用いて画像データを捕捉することを含み得る。例えば、ロボット402は、対象の画像データを自律的に捕捉するように構成し得る。ロボット402は、1つ又は複数の計算デバイス及び1つ又は複数のAIモデルと通信し得る。ロボット402は、対象に対して撮像デバイスを移動させることによって画像データを捕捉し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、ロボット402は、ロボット402と通信する計算デバイスの調整に基づいて、対象上の場所で画像データを捕捉するように移動し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、ロボット402は、捕捉画像データの外観を変えて所望のトレーニング画像データを取得するように対象を自律的、物理的に操作することにより画像データを捕捉し得る。

【0174】

図 8 に示すように、ステップ 802 において、方法は、トレーニング画像データの画質を査定することを含み得る。例えば、画質は、トレーニング画像データがロボット 402 及び撮像デバイスにより取得されるにつれて、リアルタイムで査定し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、画質は、画像データが捕捉及び／又は記憶された後、ロボット 402 と通信する計算デバイス（例えば計算デバイス 400）によって非同期で査定し得る。画質を査定することは、捕捉画像データの解釈可能性を査定することを含み得る。

【0175】

図 8 に示すように、ステップ 804 において、方法は、トレーニング画像データのマップを作成することを含み得る。例えば、マップは、トレーニング画像データの画質に基づいて作成し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、マップは平均マップ又は不確実性マップを含み得る。

【0176】

図 8 に示すように、ステップ 806 において、方法は、ロボットによる新しいトレーニング画像データの取得を調整することを含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、ロボット 402 による新しいトレーニング画像データの取得を調整することは、計算デバイス 400 が、入力としてマップを受信することを含み得る。計算デバイス 400 は、マップからの測定値を使用して、新しいトレーニング画像データを取得するためにロボット 402 を駆動すべき場所を決定し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、計算デバイス 400 は、トレーニングされたモデルが既に知っていること又は前に学習したことに基づいて、新しいトレーニング画像データの取得を調整し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、計算デバイス 400 は、現在のトレーニングドメイン外のドメインに基づいて新しいトレーニング画像データの取得を調整し得る。現在のトレーニングドメイン外のドメインは、モデルがまだトレーニングされていない任意の画像特徴を含み得る。

【0177】

これより図 9 を参照して、非限定的な実施形態又は態様による、医療画像取得中に生じる多様な種類の変化を扱うように機械学習ベースの AI モデルをトレーニングする方法の流れ図を示す。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、方法のステップの 1 つ又は複数は、変更エンジン 100、撮像デバイス 102、変更エンジン 200、変更エージェント NN 204、BT SN 206、MV AM 300、DL SSM 302、及び計算デバイス 400 により実行（例えば、完全に、部分的に等）し得る。変更エンジン又は AI モデルを参照する場合、本明細書における非限定的な実施形態の記載のステップが、変更エンジン 100、変更エンジン 200、変更エージェント NN 204、BT SN 206、MV AM 300、DL SSM 302、及び／又は計算デバイス 400 のいずれか 1 つにより実行し得ることを理解し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、方法のステップの 1 つ又は複数は、ML モデル 106 等の変更エンジン 100、計算デバイス 400 等とは別個であるか、又はそれ（ら）を含む別のシステム、別のデバイス、別のシステム群、又は別のデバイス群により実行（例えば、完全に、部分的に等）し得る。

【0178】

図 9 に示すように、ステップ 920 において、方法は、本明細書に記載のように画像データを捕捉することを含み得る。ステップ 922 において、方法は、少なくとも 1 つの潜在ベクトル表現を決定することを含み得る。潜在ベクトル表現を決定することは、標的ドメインに基づいて潜在ベクトル表現を決定することを含み得る。標的ドメインは、トレーニングされたモデルが既に学習したものよりも困難であることを見なすことができる。標的ドメインは、トレーニング中のモデルの現在のトレーニングドメイン外のドメインを含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、潜在ベクトルは、ボトルネック層を有するエンコーダーデコーダアーキテクチャを含む CNN 等の AI モデルを使用して、画像データから導出し得る。ボトルネック層は、画像データを処理するとき、特徴マップを生成し得、特徴マップは、潜在ベクトル表現を導出するための潜在空間として使用し得る。

【0179】

図9に示すように、ステップ924において、方法は、潜在ベクトル表現及び捕捉画像データをバリエーションオートエンコーダモデル（例えばMVAM300）に入力することを含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、潜在ベクトル表現及び捕捉画像データは、ベクトル表現が関連付けられた単一の画像として入力し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、潜在ベクトル表現及び捕捉画像データは、各フレームに対応するベクトル表現のシーケンスと共に、捕捉画像データのフレームのシーケンスとして入力し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、潜在ベクトル表現は、潜在ベクトル表現の他の個々の次元における変化から独立し得る個々に次元を含む。

【0180】

図9に示すように、ステップ926において、方法は、バリエーションオートエンコーダモデル（例えばMVAM300）を使用して潜在ベクトル表現及び捕捉入力データを敵対的画像データに復号化することを含み得る。例えば、MVAM300は、捕捉画像データを符号化し、潜在ベクトル表現の次元を捕捉画像データに適用し得る。MVAM300は次いで、潜在ベクトル表現で変更された捕捉画像データを新しいトレーニング画像データに復号化し得、これは、AIモデルをトレーニングするために敵対的画像データとして使用し得る。幾つかの非限定的な実施形態では、潜在ベクトル表現が捕捉画像データに適用される場合、潜在ベクトルの種々の次元及び／又は表現は、入力捕捉画像データの異なる空間特徴を独立して変換し得る。

【0181】

図9に示すように、ステップ928において、方法は、敵対的画像データに基づいてAIモデル（例えばDLSSM302）をトレーニングすることを含み得る。例えば、潜在ベクトル表現で変更された可能性がある捕捉画像データのエリアでトレーニングするために、敵対的画像データのフレームシーケンスをAIモデルに入力し得る。

【0182】

これより図10を参照して、非限定的な実施形態によるデバイス900の構成要素例の図を示す。デバイス900は、例として、変更エンジン100、200、MLモデル106、変更エージェントNN204、MVAM300、DLSSM302、計算デバイス400、及び／又はロボット402に対応し得る。幾つかの非限定的な実施形態では、そのようなシステム又はデバイスは、少なくとも1つのデバイス900及び／又はデバイス900の少なくとも1つの構成要素を含み得る。構成要素の数及び配置は一例として提供される。幾つかの非限定的な実施形態では、デバイス900は、図10に示されるものと比べて追加の構成要素、より少数の構成要素、異なる構成要素、又は異なって配置された構成要素を含み得る。追加又は代替として、デバイス900の1組の構成要素（例えば1つ又は複数の構成要素）は、デバイス900の別の組の構成要素によって実行されるものとして記載される1つ又は複数の機能を実行し得る。

【0183】

図10に示すように、デバイス900は、バス902、プロセッサ904、メモリ906、記憶構成要素908、入力構成要素910、出力構成要素912、及び通信インタフェース914を含み得る。バス902は、デバイス900の構成要素間で通信できるようにする構成要素を含み得る。幾つかの非限定的な実施形態では、プロセッサ904は、ハードウェア、ファームウェア、又はハードウェアとソフトウェアとの組合せで実施し得る。例えば、プロセッサ904は、プロセッサ（例えば、中央演算処理装置（CPU）、グラフィックス処理ユニット（GPU）、アクセラレーテッド処理ユニット（APU）等）、マイクロプロセッサ、デジタル信号プロセッサ（DSP）、及び／又は機能を実行するようにプログラムすることができる任意の処理構成要素（例えば、フィールドプログラマブルゲートアレイ（FPGA）、特定用途向け集積回路（ASIC）等）を含み得る。メモリ906は、ランダムアクセスメモリ（RAM）、読み取り専用メモリ（ROM）、及び／又はプロセッサ904により使用されるように情報及び／又は命令を記憶する別の種類のダイナミック又はスタティック記憶装置（例えば、フラッシュメモリ、磁気メモリ、

10

20

30

40

50

光学メモリ等)を含み得る。

【0184】

引き続き図10を参照すると、記憶構成要素908は、デバイス900の動作及び使用に関連する情報及び／又はソフトウェアを記憶し得る。例えば、記憶構成要素908は、ハードディスク(例えば、磁気ディスク、光ディスク、磁気光学ディスク、固体状態ディスク等)及び／又は別の種類のコンピュータ可読媒体を含み得る。入力構成要素910は、デバイス900がユーザ入力(例えば、タッチスクリーンディスプレイ、キーボード、キーパッド、マウス、ボタン、スイッチ、マイクロホン等)等を介して情報を受信できるようにする構成要素を含み得る。追加又は代替として、入力構成要素910は情報を検知するセンサ(例えば、全地球測位システム(GPS)構成要素、加速度計、ジャイロスコープ、アクチュエータ等)を含み得る。出力構成要素912は、デバイス900から出力情報を提供する構成要素(例えば、ディスプレイ、スピーカ、1つ又は複数の発光ダイオード(LED)等)を含み得る。通信インタフェース914は、デバイス900が有線接続、無線接続、又は有線接続と無線接続との組合せ等を介して他のデバイスと通信できるようにする送受信機のような構成要素(例えば、送受信機、別個の受信機及び送信機等)を含み得る。通信インタフェース914は、デバイス900が別のデバイスに情報を提供し及び／又は情報を別のデバイスに提供できるようにし得る。例えば、通信インタフェース914は、Ethernetインタフェース、光学インタフェース、同軸インタフェース、赤外線インタフェース、無線周波数(RF)インタフェース、ユニバーサルシリアルバス(USB)インタフェース、Wi-Fi(登録商標)インタフェース、セルラネットワークインタフェース等を含み得る。

10

20

【0185】

デバイス900は、本明細書に記載の1つ又は複数のプロセスを実行し得る。デバイス900は、メモリ906及び／又は記憶構成要素908等のコンピュータ可読媒体により記憶されたソフトウェア命令を実行するプロセッサ904に基づいてこれらのプロセスを実行し得る。コンピュータ可読媒体は任意の非一時的メモリデバイスを含み得る。メモリデバイスは、単一の物理的な記憶装置の内部にあるメモリ空間又は複数の物理的記憶装置にわたり拡散したメモリ空間を含む。ソフトウェア命令は、別のコンピュータ可読媒体又は別のデバイスから通信インタフェース914を介してメモリ906及び／又は記憶構成要素908に読み込むことができる。実行されると、メモリ906及び／又は記憶構成要素908に記憶されたソフトウェア命令は、プロセッサ904に本明細書に記載の1つ又は複数のプロセスを実行させることができる。追加又は代替として、ハードワイヤード回路をソフトウェア命令の代わりに又はソフトウェア命令と組み合わせて使用して、本明細書に記載の1つ又は複数のプロセスを実行し得る。したがって、本明細書に記載の実施形態は、ハードウェア回路とソフトウェアとのいかなる特定の組合せにも限定されない。「プログラム又は構成される」という用語は、本明細書で使用される場合、1つ又は複数のデバイスでのソフトウェア、ハードウェア回路、又はそれらの任意の組合せの構成を指す。

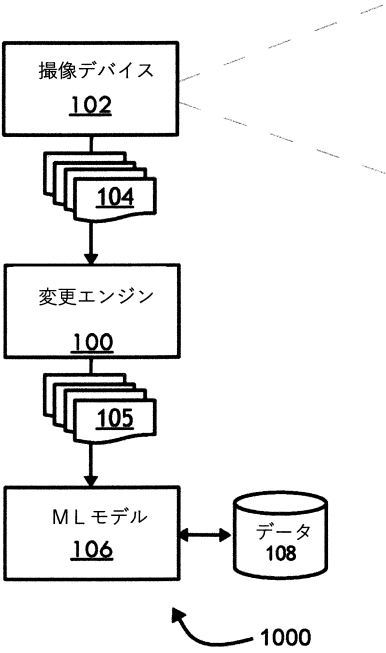
30

【0186】

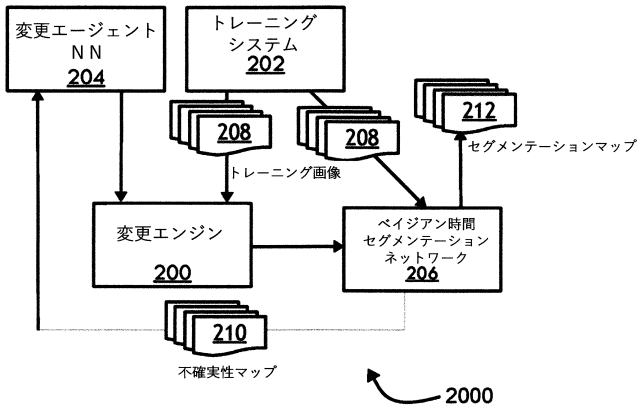
例示を目的として実施形態を詳細に説明したが、そのような詳細が単に例示を目的とし、本開示が開示された実施形態に限定されず、逆に、本開示が、添付の特許請求の範囲の趣旨及び範囲内にある変更形態及び均等な構成を網羅することを意図することを理解されたい。例えば、本開示が、可能な限り、任意の実施形態の1つ又は複数の特徴を任意の他の実施形態の1つ又は複数の特徴と組み合わせることができることを企図することを理解されたい。

40

【図面】
【図 1】



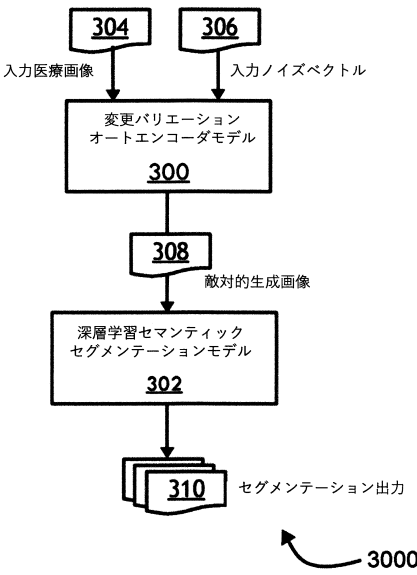
【図 2】



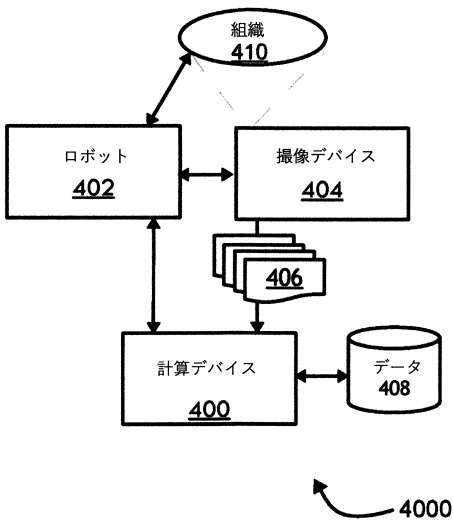
10

20

【図 3】



【図 4】

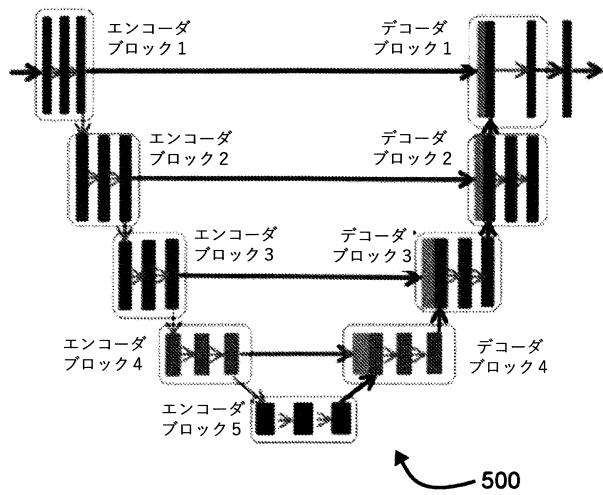


30

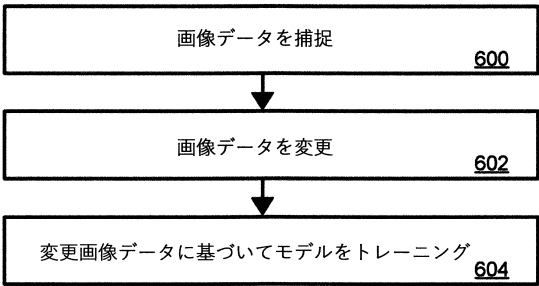
40

50

【 図 5 】

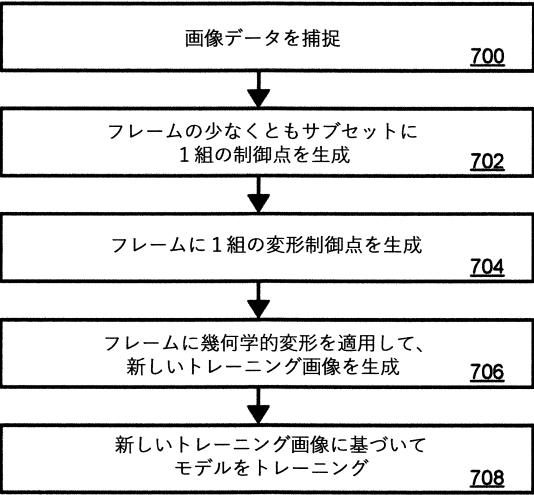


【 図 6 】

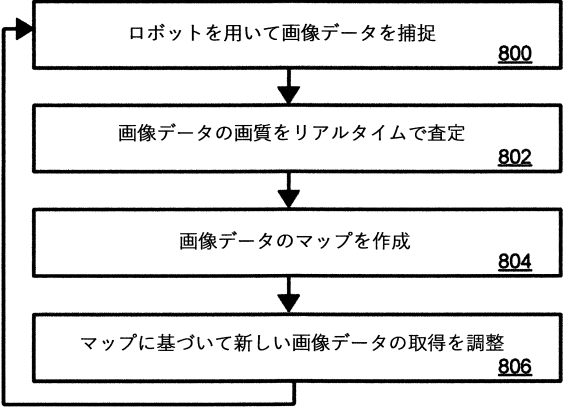


10

【 図 7 】



【 図 8 】



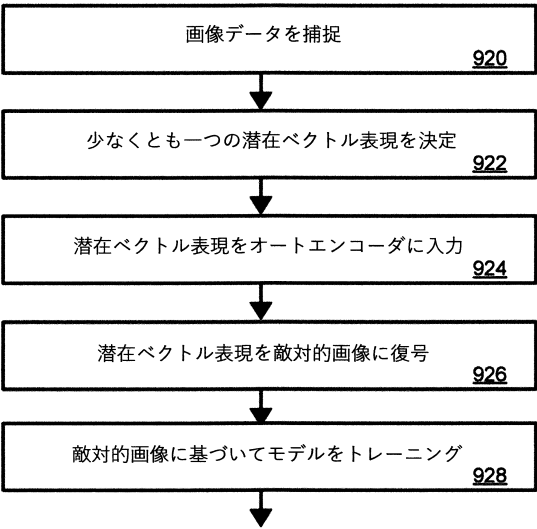
20

30

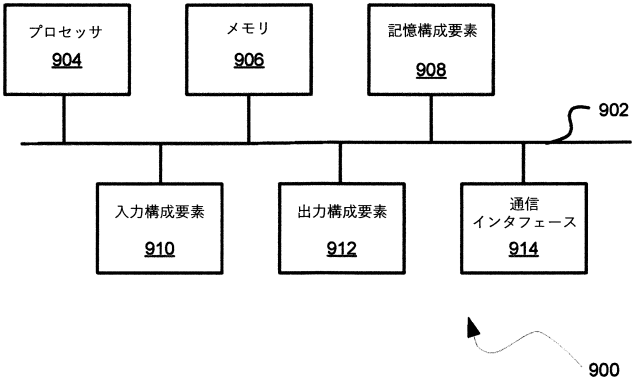
40

50

【 図 9 】



【 図 1 0 】



10

20

30

40

50

【手続補正書】

【提出日】令和4年4月19日(2022.4.19)

【手続補正1】

【補正対象書類名】明細書

【補正対象項目名】全文

【補正方法】変更

【補正の内容】

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

10

関連出願の相互参照

本願は、2020年11月13日付けで出願された米国仮特許出願第63／113，397号の優先権を主張するものであり、この出願の開示は全体的に、参照により本明細書に援用される。

【0002】

政府ライセンス権

本発明は、米軍医療研究活動によって与えられたW81XWH-19-C-0083号の米国政府支援によってなされた。米国政府は本発明において一定の権利を有する。

【背景技術】

【0003】

20

1. 分野

本開示は、一般的には超音波画像処理に関し、非限定的な実施形態又は態様において、医療画像における変動にわたるドメイン一般化のシステム及び方法に関する。

【0004】

2. 技術的考慮事項

超音波は、医療撮像にとってますます人気のある技法になった。例えば、超音波は比較的低リスク（例えば潜在的な副作用が比較的少ない等）であり、可搬性があり、放射線がなく、比較的安価（例えば他の種類の医療画像と比較して）等であり得る。

【0005】

30

深層学習等の多くの医療学習技法が、様々なシナリオで超音波画像を解析するのに使用されてきている。深層学習技法及び近年の進歩により、人間の技能レベルまで又はそれを越えるリアルタイム超音波撮像シナリオでのモデル性能の増大が可能になった。しかしながら、この性能増大は一般に、解剖学的構造、スキャナ種類、撮像設定、プローブ位置、及び外部アーチファクト等の1つのドメイン内のみで適用可能である。特に超音波を用いる医療撮像の分野内で、実生活シナリオは、従来通りにトレーニングされた深層学習モデルに問題を呈し得る。

【0006】

40

特定の種類の解剖学的構造、撮像設定、又は傷害シナリオは、トレーニングされた深層学習モデルでは従来見られなかった新しいデータを呈する。例えば、緊急シナリオでは、医療専門家は、リアルタイム超音波画像を捕捉するために、より高速でより一貫性のない走査法を使用し得る。考えられる全てのシナリオでモデルをトレーニングするためには、膨大な量の医療撮像データが必要となる。しかしながら、医療撮像データセットは多くの場合、量が制限され、限られた分布にわたる。既存の医療撮像データでトレーニングされた深層学習モデルは多くの場合、実生活状況で見られることが多い異なる解剖学的部位、走査設定、又は撮像シナリオからのデータでテストされる場合、性能が不良である。モデルは、トレーニング外分布データ及び初見の画像への一般化に使用できない。これは、そのような深層学習モデルの実世界使用事例を制限する恐れがある。さらに、考えられる全てのシナリオにわたる、深層学習モデルの適宜トレーニングに必要なデータの収集は、非常に時間がかかるとともに、高価である。モデルトレーニングのために、異なる走査速度及び撮像条件下でラベルが定義付けられた超音波データを得ることは実行不可能である。

50

【0007】

幾つかの時間的データ拡張法は、時間シフトが、各データシーケンス内で一定数のデータ点をドロップし、それにより、データの時間ホライズンを拡張することにより画像データにおいて対処される窓ワープを含む。しかしながら、窓ワープ及び他の方法は、超音波撮像での高速及び／又は予測不可能な変化に対処しない。

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0008】

これらの問題の幾つかに対処するために、異なるデータ拡張戦略を超音波画像データセットに使用し得る。しかしながら、時間ベースの撮像モダリティ、空間的な解剖学的構造変動、走査手順、撮像設定、又はリアルタイム医療撮像での他の知覚できる差にわたり能動的に一般化するデータ拡張戦略は現在存在しない。現行のデータ拡張技法は一般に、回転、反転、スキュー、及びぼやけ等の単純な静的変換に制限されている。しかしながら、これらの単純な変換は、データ拡張戦略を現行状態の深層学習モデルに適合させることができない。超音波画像は、トレーニングデータ分布がテスト時の分布と大きく異なり得るため、特定の組の問題を呈する。現行の単純な変換データ拡張戦略は、これらの分布を正確に捕捉することができない。

【0009】

非限定的実施形態又は態様によると、画像取得中に生じる多様な種類の動きを扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングする方法であって、撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、捕捉画像データの複数のフレームが生成され、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、計算デバイスを用いて前記捕捉画像データを変更することであって、前記捕捉画像データの任意の2つのフレーム間の時間量を改変すること、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去すること、及び1つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することであって、前記1つ又は複数の新しいフレームの各々は、前記捕捉画像データの少なくとも1つのフレームのコピー、前記捕捉画像データ中の他のフレームから作成された複合フレーム、前記捕捉画像データ中の他のフレーム間に現れるように生成された補間フレーム、前記捕捉画像データに含まれないフレーム、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む、追加すること、の少なくとも1つにより前記捕捉画像データを変更して、変更画像データを生成する、変更することと、計算デバイスを用いて、前記変更画像データに基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることと、を含む方法が提供される。

【0010】

非限定的実施形態又は態様において、前記画像データは、リアルタイムで捕捉され、又は先に捕捉されている。非限定的実施形態又は態様において、前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記方法は、前記捕捉画像データの各フレームの確率値を特定することと、各フレームの前記確率値を所定の確率閾値と比較することにより、前記捕捉画像データのフレームの前記サブシーケンスを特定することと、を更に含む。非限定的実施形態又は態様において、前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記方法は、前記捕捉画像データからフレーム範囲を選択することと、前記フレーム範囲の最初のフレーム数以上且つ前記フレーム範囲の最後のフレームに1を加えたものの以下の値を有するランダム整数を生成することと、前記ランダム整数に基づいてフレームの前記サブシーケンスに選択されるフレームを決定することと、を更に含む。非限定的実施形態又は態様において、前記捕捉画像データを変更することは、1つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することを含み、前記方法は、所定長の時間シフトをランダムに生成することと、前記捕捉画像データを、前記所定長に等しい複数のサブシーケンスに分割することと、前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスにランダム整数を生成することと、前記サブシーケンスに対応す

る前記ランダム整数に基づいて、前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスの少なくとも1つのフレームの幅及び高さの少なくとも一方を空間的にシフトすることと、を更に含む。非限定的実施形態又は態様において、前記捕捉画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT画像、MRI画像、PET画像、SPECT画像、蛍光透視画像、X線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含み、前記機械学習ベースのAIモデルは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、バイズランダムフォレスト、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む。

10

20

30

40

50

【0011】

非限定的実施形態又は態様によると、少なくとも1つの計算デバイスを含む、映像取得中に生じる多様な種類の動きを扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）をトレーニングするシステムであって、前記少なくとも1つの計算デバイスは、撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、捕捉画像データの複数のフレームが生成され、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、前記捕捉画像データを変更することであって、前記捕捉画像データの任意の2つの画像間の時間量を改変すること、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去すること、及び1つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することであって、前記1つ又は複数の新しいフレームの各々は、前記捕捉画像データの少なくとも1つのフレームのコピー、前記捕捉画像データ中の他のフレームから作成された複合フレーム、前記捕捉画像データ中の他のフレーム間に現れるように生成された補間フレーム、前記捕捉画像データに含まれないフレーム、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む、追加すること、の少なくとも1つにより前記捕捉画像データを変更して、変更画像データを生成する、変更することと、前記変更画像データに基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることと、を行うようにプログラムされる又は構成される、システムが提供される。

【0012】

非限定的実施形態又は態様において、前記画像データは、リアルタイムで捕捉され、又は先に捕捉されている。非限定的実施形態又は態様において、前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記方法は、前記捕捉画像データの各フレームの確率値を特定することと、各フレームの前記確率値を所定の確率閾値と比較することにより、前記捕捉画像データのフレームの前記サブシーケンスを特定することと、を更に含む。非限定的実施形態又は態様において、前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記方法は、前記捕捉画像データからフレーム範囲を選択することと、前記フレーム範囲の最初のフレーム数以上且つ前記フレーム範囲の最後のフレームに1を加えたものの以下の値を有するランダム整数を生成することと、前記ランダム整数に基づいてフレームの前記サブシーケンスに選択されるフレームを決定することと、を更に含む。非限定的実施形態又は態様において、前記捕捉画像データを変更することは、1つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することを含み、前記方法は、所定長の時間シフトをランダムに生成することと、前記捕捉画像データを、前記所定長に等しい複数のサブシーケンスに分割することと、前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスにランダム整数を生成することと、前記サブシーケンスに対応する前記ランダム整数に基づいて、前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスの少なく

とも1つのフレームの幅及び高さの少なくとも一方を空間的にシフトすることと、を更に含む。非限定的実施形態又は態様において、前記捕捉画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT画像、MRI画像、PET画像、SPECT画像、蛍光透視画像、X線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカルスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含み、前記機械学習ベースのAIモデルは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、ベイズランダムフォレスト、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む。

10

【0013】

非限定的実施形態又は態様によると、映像取得中に生じる多様な種類の動きを扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）をトレーニングするコンピュータプログラム製品であって、プログラム命令を含む少なくとも1つの非一時的コンピュータ可読媒体を含み、前記プログラム命令は、少なくとも1つの計算デバイスにより実行されると、前記少なくとも1つの計算デバイスに、撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、捕捉画像データの複数のフレームが生成され、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、前記捕捉画像データを変更することであって、前記捕捉画像データの任意の2つの画像間の時間量を改変すること、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去すること、及び1つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することであって、前記1つ又は複数の新しいフレームの各々は、前記捕捉画像データの少なくとも1つのフレームのコピー、前記捕捉画像データ中の他のフレームから作成された複合フレーム、前記捕捉画像データ中の他のフレーム間に現れるように生成された補間フレーム、前記捕捉画像データに含まれないフレーム、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む、追加すること、の少なくとも1つにより前記捕捉画像データを変更して、変更画像データを生成する、変更することと、前記変更画像データに基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることと、を行わせる、コンピュータプログラム製品が提供される。

20

30

【0014】

非限定的実施形態又は態様において、前記画像データは、リアルタイムで捕捉され、又は先に捕捉されている。非限定的実施形態又は態様において、前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記プログラム命令は、前記少なくとも1つの計算デバイスに、前記捕捉画像データの各フレームの確率値を特定することと、各フレームの前記確率値を所定の確率閾値と比較することにより、前記画像データのフレームの前記サブシーケンスを特定することと、を更に行わせる。非限定的実施形態又は態様において、前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記プログラム命令は、前記少なくとも1つの計算デバイスに、前記捕捉画像データからフレーム範囲を選択することと、前記フレーム範囲の最初のフレーム数以上且つ前記フレーム範囲の最後のフレームに1を加えたものの以下の値を有するランダム整数を生成することと、前記ランダム整数に基づいてフレームの前記サブシーケンスに選択されるフレームを決定することと、を更に行わせる。非限定的実施形態又は態様において、前記捕捉画像データを変更することは、1つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することを含み、前記プログラム命令は、前記少なくとも1つの計算デバイスに、所定長のフレームの各サブシーケンスの時間シフトの大きさをランダムに生成することと、前記捕捉画像データを、前記所定長に等しい複数のサブシーケンスに分割することと、前

40

50

記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスにランダム整数を生成することと、前記サブシーケンスに対応する前記ランダム整数に基づいて、前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスの少なくとも1つのフレームの幅及び高さの少なくとも一方を空間的にシフトすることと、を更に行わせる。非限定的実施形態又は態様において、前記捕捉画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT画像、MRI画像、PET画像、SPECT画像、蛍光透視画像、X線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカルスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含み、前記機械学習ベースのAIモデルは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、バイズランダムフォレスト、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む。非限定的実施形態又は態様において、前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データのコピーを生成することと、前記捕捉画像データの前記コピーを変更して、前記変更画像データを形成することを含む。

10

20

【0015】

非限定的実施形態又は態様によると、医療撮像中、多様な種類の組織外観を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングする方法であって、撮像デバイスを使用して一連のトレーニング医療画像を捕捉することであって、前記一連のトレーニング医療画像は、シーケンス中に複数のフレームを含む、捕捉することと、計算デバイスを用いて、前記複数のフレームのうちのフレームの少なくともサブセットのうちの各フレーム前後の1組の制御点及び各フレーム中の分類された各オブジェクトを生成することと、計算デバイスを用いて、前記1組の制御点及び不確実性マップに基づいて畳み込みニューラルネットワークを用いて、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームの1組の変形制御点を生成することと、計算デバイスを用いて、前記1組の変形制御点に基づいてフレームの前記少なくともサブセットのうちの各フレームに幾何学的歪みを適用することであって、それにより、新しいトレーニング画像を生成する、適用することと、計算デバイスを用いて、前記新しいトレーニング画像に基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることと、を含む方法が提供される。

30

【0016】

非限定的実施形態又は態様において、前記1組の変形制御点は、アフィン変換に基づいて生成される。非限定的実施形態又は態様において、前記1組の変形制御点は、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することによって生成される。非限定的実施形態又は態様において、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が前記不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することは、認識性及び／又は偶然性不確実性マップに基づく。非限定的実施形態又は態様において、前記認識性及び／又は偶然性不確実性マップは、トレーニング中の前記機械学習ベースのAIモデルから出力される。非限定的実施形態又は態様において、トレーニング中の前記機械学習ベースのAIモデルは、ベイジアン人工ニューラルネットワークを含む。非限定的実施形態又は態様において、前記1組の変形制御点は、前記自動査定 of 出力を入力として処理するように構成された個別エージェント敵対的拡張人工ニューラルネットワークの出力に基づいて生成される。

40

【0017】

非限定的実施形態又は態様によると、医療撮像中、多様な種類の組織外観を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングする方法であって、撮像デバイスを使用して一連のトレーニング医療画像を捕捉することと、前記トレーニング医療画像

50

を新しいトレーニング画像に拡張することであって、異なる歪みは、前記一連のトレーニング医療画像及び／又は映像の個々のフレーム内の異なる部分を標的とする、拡張することと、歪みを前記新しいトレーニング画像の新しい各トレーニング画像に適用することと、ＡＩ学習中、前記歪みを反復的に計算することであって、前記反復的に計算することは、トレーニング画像のどの部分が、トレーニングにおけるその瞬間で前記ＡＩにより視覚的に理解される困難さがより高い部分と比較して、前記ＡＩにより視覚的に理解される困難さがより低いか及び／又はトレーニングのその瞬間におけるトレーニング画像の異なる部分の各々に対する前記ＡＩの困難さの程度の少なくとも一方の自動査定に基づく、計算することと、を含む方法が提供される。

【００１８】

非限定的実施形態又は態様において、前記歪みは幾何学的であり、移動最小二乗画像変形を使用して適用される。非限定的実施形態又は態様において、前記歪みは、入力として、異なる画像領域の困難さの程度の査定を処理する別個エージェント敵対的拡張人工ニューラルネットワークの出力に基づいて計算される。非限定的実施形態又は態様において、拡張システムは、トレーニング医療画像を新しいトレーニング画像に拡張し、前記拡張システムは、前記拡張システムが、トレーニング中、前記画像データの特定の領域をスポット拡張するように、１つ又は複数のデータ拡張プロセスと統合される。

【００１９】

非限定的実施形態又は態様によると、前記方法を実行するようにプログラム又は構成された少なくとも１つの計算デバイスを含むシステムが提供される。非限定的実施形態又は態様によると、少なくとも１つの計算デバイスにより実行されると、前記方法を前記少なくとも１つの計算デバイスに実行させるプログラム命令を含む少なくとも１つの非一時的コンピュータ可読媒体を含むコンピュータプログラム製品が提供される。

【００２０】

非限定的実施形態又は態様によると、医療撮像中、多様な種類の組織外観を扱うように機械学習ベースの人工知能（ＡＩ）モデルをトレーニングするシステムであって、少なくとも１つの計算デバイスを含み、前記少なくとも１つの計算デバイスは、撮像デバイスを使用して一連のトレーニング医療画像を捕捉することであって、前記一連のトレーニング医療画像は、シーケンス中に複数のフレームを含む、捕捉することと、前記複数のフレームのうちのフレームの少なくともサブセットのうちの各フレーム前後の１組の制御点及び各フレーム中の分類された各オブジェクトを生成することと、前記１組の制御点及び不確実性マップに基づいて畳み込みニューラルネットワークを用いて、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームの１組の変形制御点を生成することと、前記１組の変形制御点に基づいてフレームの前記少なくともサブセットのうちの各フレームに幾何学的歪みを適用することであって、それにより、新しいトレーニング画像を生成する、適用することと、前記新しいトレーニング画像に基づいて機械学習ベースのＡＩモデルをトレーニングすることと、を行うようにプログラムされる又は構成される、システムが提供される。

【００２１】

非限定的実施形態又は態様において、前記１組の変形制御点は、アフィン変換に基づいて生成される。非限定的実施形態又は態様において、前記１組の変形制御点は、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することによって生成される。非限定的実施形態又は態様において、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が前記不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することは、認識性及び／又は偶然性不確実性マップに基づく。非限定的実施形態又は態様において、前記認識性及び／又は偶然性不確実性マップは、トレーニング中の前記機械学習ベースのＡＩモデルから出力される。非限定的実施形態又は態様において、トレーニング中の前記機械学習ベースのＡＩモデルは、ベイジアン人工ニューラルネットワークを含む。非限定的実施形態又は態様において、前記１組の変形制御点は、自動査定を入力として処理するように構成された個別エージェント敵対的拡張人工ニューラルネットワークの出力に基づいて生成される。

10

20

30

40

50

【0022】

非限定的実施形態又は態様によると、医療撮像中、多様な種類の組織外観を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングするコンピュータプログラム製品であって、プログラム命令を含む少なくとも1つの非一時的コンピュータ可読媒体を含み、前記プログラム命令は、少なくとも1つの計算デバイスにより実行されると、前記少なくとも1つの計算デバイスに、撮像デバイスを使用して一連のトレーニング医療画像を捕捉することであって、前記一連のトレーニング医療画像は、シーケンス中に複数のフレームを含む、捕捉することと、前記複数のフレームのうちのフレームの少なくともサブセットのうちの各フレーム前後の1組の制御点及び各フレーム中の分類された各オブジェクトを生成することと、前記1組の制御点及び不確実性マップに基づいて畳み込みニューラルネットワークを用いて、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームの1組の変形制御点を生成することと、前記1組の変形制御点に基づいてフレームの前記少なくともサブセットのうちの各フレームに幾何学的歪みを適用することであって、それにより、新しいトレーニング画像を生成する、適用することと、前記新しいトレーニング画像に基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることと、を行わせる、コンピュータプログラム製品が提供される。非限定的実施形態又は態様において、前記1組の変形制御点は、アフィン変換に基づいて生成される。

10

【0023】

非限定的実施形態又は態様において、前記1組の変形制御点は、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することによって生成される。非限定的実施形態又は態様において、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が前記不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することは、認識性及び／又は偶然性不確実性マップに基づく。非限定的実施形態又は態様において、前記認識性及び／又は偶然性不確実性マップは、トレーニング中の前記機械学習ベースのAIモデルから出力される。非限定的実施形態又は態様において、トレーニング中の前記機械学習ベースのAIモデルは、ベイジアン人工ニューラルネットワークを含む。非限定的実施形態又は態様において、前記1組の変形制御点は、自動査定の出力を入力として処理するように構成された個別エージェント敵対的拡張人工ニューラルネットワークの出力に基づいて生成される。

20

【0024】

非限定的実施形態又は態様によると、トレーニング中に新しいトレーニングデータを取得することにより、医療撮像中、多様な種類及び／又は組織の外観を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングするシステムであって、対象者のトレーニング画像データを自律的に取得するように構成されたロボットと、前記ロボットと通信する少なくとも1つの計算デバイスと、を含み、前記少なくとも1つの計算デバイスは、前記トレーニング画像データが前記ロボットにより取得される際、前記トレーニング画像データの画質をリアルタイムで査定することと、前記トレーニング画像データの前記画質に基づいて前記トレーニング画像データの少なくとも1つのマップを作成することと、前記トレーニング画像データの前記少なくとも1つのマップに基づいて、前記ロボットによる新しいトレーニング画像データの取得を調整することと、を行うように構成される、システムが提供される。

30

40

【0025】

非限定的実施形態又は態様において、前記画質を査定することは、平均推定及び前記平均推定の不確実性推定を特定することを含む。非限定的実施形態又は態様において、前記平均推定及び前記不確実性推定を特定することは、ガウスプロセス又は共分散モデルに基づく。非限定的実施形態又は態様において、新しいトレーニング画像データの取得を調整することは、以下の画質パラメータ：最高平均、信頼上限、予期される改善、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを最適化することを含む。非限定的実施形態又は態様において、前記少なくとも1つの計算デバイスは、トレーニング中のベイジアンAIモデルからの認識性及び偶然性不確実性出力の組合せに基づいて前記平均推定及び前記不確実性

50

推定を特定するように更に構成される。非限定的実施形態又は態様において、組織は、前記トレーニング画像データを取得している間に捕捉される画像の外観を変えるように、前記ロボット又は第2のデバイスにより自律的、物理的に操作される。非限定的実施形態又は態様において、前記少なくとも1つの計算デバイスは、前記新しいトレーニング画像データに基づいて、機械学習ベースのAIモデルをトレーニングするように更に構成され、前記ロボット又は前記第2のデバイスは、前記機械学習ベースのAIモデルの実行時使用中、前記組織を操作するように構成される。非限定的実施形態又は態様において、前記組織は、前記新しいトレーニング画像データで捕捉される組織として出現するように物理的に操作される。非限定的実施形態又は態様において、前記少なくとも1つの計算デバイスは、前記画質を改善するように前記トレーニング画像データの1つ又は複数の態様を増分的に変更するよう更に構成される。非限定的実施形態又は態様において、前記少なくとも1つの計算デバイスは、第1のAIシステム及び第2のAIシステムを含み、前記第1のAIシステムは生徒AIシステムを含み、前記第2のAIシステムは、意図される一連の行動に基づいて前記生徒AIシステムを調整するように構成される教師AIシステムを含む。非限定的実施形態又は態様において、前記トレーニング画像データは、独立ベクトルの潜在空間において表され、各潜在ベクトルは、前記トレーニング画像データにおける変化の1つの態様を表し、前記新しいトレーニング画像データの取得又は前記トレーニング画像データの拡張は、前記潜在ベクトル表現に基づく。非限定的実施形態又は態様において、前記少なくとも1つの計算デバイスは、ほぐれたデータ表現に基づいて前記独立潜在ベクトルを作成又は推測するよう更に構成される。非限定的実施形態又は態様において、前記トレーニング画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT画像、MRI画像、PET画像、SPECT画像、蛍光透視画像、X線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカルスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含み、前記少なくとも1つの計算デバイスは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、バイズランダムフォレスト、勾配ブースト機械、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む。非限定的実施形態又は態様において、前記少なくとも1つの計算デバイスは、第1のAIシステム及び第2のAIシステムを含み、前記第1のAIシステムは、前記トレーニング画像データが前記ロボットにより取得されるにつれて前記トレーニング画像データの画質をリアルタイムで査定し、前記トレーニング画像データの画質に基づいて前記トレーニング画像データの少なくとも1つのマップを作成するように構成され、前記第2のAIシステムは、前記トレーニング画像データの少なくとも1つのマップに基づいて前記新しいトレーニング画像データの取得を調整するように構成される。

10

20

30

40

【0026】

非限定的実施形態又は態様によると、トレーニング中、新しいトレーニングデータを取得することにより、医療撮像中、多様な種類及び／又は組織の外観を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングする方法であって、計算デバイスを用いて、ロボットを用いて対象のトレーニング画像データを自律的に取得することと、計算デバイスを用いて、前記トレーニング画像データが前記ロボットにより取得されるにつれて、前記トレーニング画像データの画質をリアルタイムで査定することと、計算デバイスを用いて、前記トレーニング画像データの画質に基づいて前記トレーニング画像データの少なくとも1つのマップを作成することと、計算デバイスを用いて、前記トレーニング画像データの少なくとも1つのマップに基づいて、前記ロボットによる新しいトレー

50

ニング画像データの取得を調整することと、を含む方法が提供される。

【0027】

非限定的実施形態又は態様において、前記画質を査定することは、平均推定及び前記平均推定の不確実性推定を特定することを含む。非限定的実施形態又は態様において、前記平均推定及び前記不確実性推定を特定することは、ガウスプロセス又は共分散モデルに基づく。非限定的実施形態又は態様において、新しいトレーニング画像データの取得を調整することは、以下の画質パラメータ：最高平均、信頼上限、予期される改善、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを最適化することを含む。非限定的実施形態又は態様において、トレーニング中のベイジアンAIモデルからの認識性及び偶然性不確実性出力の組合せに基づいて前記平均推定及び前記不確実性推定を特定することを更に含む。非限定的実施形態又は態様において、組織は、前記トレーニング画像データを取得しながら捕捉されている画像の外観を変えるように、前記ロボット又は第2のデバイスにより自律的、物理的に操作される。非限定的実施形態又は態様において、前記新しいトレーニング画像データに基づいて、機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることを更に含み、前記ロボット又は前記第2のデバイスは、前記機械学習ベースのAIモデルの実行時使用中、前記組織を操作するように構成される。非限定的実施形態又は態様において、前記組織は、前記新しいトレーニング画像データで捕捉される組織として出現するように物理的に操作される。非限定的実施形態又は態様において、前記画質を改善するように前記トレーニング画像データの1つ又は複数の態様を増分的に変更することを更に含む。非限定的実施形態又は態様において、前記トレーニング画像データは、独立ベクトルの潜在空間において表され、各潜在ベクトルは、前記トレーニング画像データにおける変化の1つの態様を表し、前記新しいトレーニング画像データの取得又は前記トレーニング画像データの拡張は、前記潜在ベクトル表現に基づく。非限定的実施形態又は態様において、前記少なくとも1つの計算デバイスは、ほぐれたデータ表現に基づいて前記独立潜在ベクトルを作成又は推測するように更に構成される。非限定的実施形態又は態様において、前記トレーニング画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT画像、MRI画像、PET画像、SPECT画像、蛍光透視画像、X線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカルスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含み、前記計算デバイスは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、バイズランダムフォレスト、勾配ブースト機械、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む。

【0028】

非限定的実施形態又は態様によると、トレーニング中、新しいトレーニングデータを取得することにより、医療撮像中、多様な種類及び／又は組織の外観を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングするコンピュータプログラム製品であって、プログラム命令を含む少なくとも1つの非一時的コンピュータ可読媒体を含み、前記プログラム命令は、少なくとも1つの計算デバイスにより実行されると、前記少なくとも1つの計算デバイスに、ロボットを用いて対象のトレーニング画像データを自律的に取得することと、前記トレーニング画像データが前記ロボットにより取得されるにつれて、前記トレーニング画像データの画質をリアルタイムで査定することと、前記トレーニング画像データの画質に基づいて前記トレーニング画像データの少なくとも1つのマップを作成することと、前記トレーニング画像データの少なくとも1つのマップに基づいて、前記ロボットによる新しいトレーニング画像データの取得を調整することと、を行わせる、コンピュータプログラム製品が提供される。

【0029】

非限定的実施形態又は態様において、前記画質を査定することは、平均推定及び前記平均推定の不確実性推定を特定することを含む。非限定的実施形態又は態様において、前記平均推定及び前記不確実性推定を特定することは、ガウスプロセス又は共分散モデルに基づく。非限定的実施形態又は態様において、新しいトレーニング画像データの取得を調整することは、以下の画質パラメータ：最高平均、信頼上限、予期される改善、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを最適化することを含む。非限定的実施形態又は態様において、前記プログラム命令は、前記少なくとも1つの計算デバイスに、トレーニング中のベイジアンAIモデルからの認識性及び偶然性不確実性出力の組合せに基づいて前記平均推定及び前記不確実性推定を特定することを更に行わせる。非限定的実施形態又は態様において、組織は、前記トレーニング画像データを取得しながら捕捉されている画像の外観を変えるように、前記ロボット又は第2のデバイスにより自律的、物理的に操作される。非限定的実施形態又は態様において、前記プログラム命令は、前記少なくとも1つの計算デバイスに、前記新しいトレーニング画像データに基づいて、機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることを更に行わせ、前記ロボット又は前記第2のデバイスは、前記機械学習ベースのAIモデルの実行時使用中、前記組織を操作するように構成される。非限定的実施形態又は態様において、前記組織は、前記新しいトレーニング画像データで捕捉される組織として出現するように物理的に操作される。非限定的実施形態又は態様において、前記プログラム命令は、前記少なくとも1つの計算デバイスに、前記画質を改善するように前記トレーニング画像データの1つ又は複数の態様を増分的に変更することを更に行わせる。非限定的実施形態又は態様において、前記トレーニング画像データは、独立ベクトルの潜在空間において表され、各潜在ベクトルは、前記トレーニング画像データにおける変化の1つの態様を表し、前記新しいトレーニング画像データの取得又は前記トレーニング画像データの拡張は、前記潜在ベクトル表現に基づく。非限定的実施形態又は態様において、前記プログラム命令は、前記少なくとも1つの計算デバイスに、ほぐれたデータ表現に基づいて前記独立潜在ベクトルを作成又は推測することを更に行わせる。非限定的実施形態又は態様において、前記トレーニング画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT画像、MRI画像、PET画像、SPECT画像、蛍光透視画像、X線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含み、前記少なくとも1つの計算デバイスは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、バイズランダムフォレスト、勾配ブースト機械、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む。

【0030】

非限定的実施形態又は態様によると、画像取得中に生じる多様な種類の変化を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングする方法であって、撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、複数のフレームの捕捉画像データを生成し、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、少なくとも1つの潜在ベクトル表現を特定することと、前記少なくとも1つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データをバリエーションオートエンコーダモデルに入力することと、前記バリエーションオートエンコーダモデルを用いて、前記少なくとも1つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データを敵対的画像データに復号化することと、前記敵対的画像データに基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることと、を含む方法が提供される。非限定的実施形態又は態様において、前記潜在ベ

クトル表現の各ベクトル次元は、標的ドメインの1つの変化度を表す。非限定的実施形態又は態様において、各潜在ベクトル表現は、他の各潜在ベクトル表現から独立する。

【0031】

非限定的実施形態又は態様によると、画像取得中に生じる多様な種類の変化を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングするシステムであって、少なくとも1つの計算デバイスを含み、前記少なくとも1つの計算デバイスは、撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、複数のフレームの捕捉画像データを生成し、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、少なくとも1つの潜在ベクトル表現を特定することと、前記少なくとも1つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データをバリエーションオートエンコーダモデルに入力することと、前記バリエーションオートエンコーダモデルを用いて、前記少なくとも1つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データを敵対的画像データに復号化することと、前記敵対的画像データに基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることと、を行うようにプログラムされる又は構成される、システムが提供される。非限定的実施形態又は態様において、前記潜在ベクトル表現の各ベクトル次元は、標的ドメインの1つの変化度を表す。非限定的実施形態又は態様において、各潜在ベクトル表現は、他の各潜在ベクトル表現から独立する。

10

【0032】

非限定的実施形態又は態様によると、画像取得中に生じる多様な種類の変化を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングするコンピュータプログラム製品であって、プログラム命令を含む少なくとも1つの非一時的コンピュータ可読媒体を含み、前記プログラム命令は、少なくとも1つの計算デバイスにより実行されると、前記少なくとも1つの計算デバイスに、撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、複数のフレームの捕捉画像データを生成し、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、少なくとも1つの潜在ベクトル表現を特定することと、前記少なくとも1つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データをバリエーションオートエンコーダモデルに入力することと、前記バリエーションオートエンコーダモデルを用いて、前記少なくとも1つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データを敵対的画像データに復号化することと、前記敵対的画像データに基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることと、を行わせる、コンピュータプログラム製品が提供される。非限定的実施形態又は態様において、前記潜在ベクトル表現の各ベクトル次元は、標的ドメインの1つの変化度を表す。非限定的実施形態又は態様において、各潜在ベクトル表現は、他の各潜在ベクトル表現から独立する。

20

30

【0033】

さらなる実施形態又は態様は、以下の番号付き条項に記載される：

【0034】

条項1：画像取得中に生じる多様な種類の動きを扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングする方法であって、撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、捕捉画像データの複数のフレームが生成され、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、計算デバイスを用いて前記捕捉画像データを変更することであって、前記捕捉画像データの任意の2つのフレーム間の時間量を改変すること、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去すること、及び1つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することであって、前記1つ又は複数の新しいフレームの各々は、前記捕捉画像データの少なくとも1つのフレームのコピー、前記捕捉画像データ中の他のフレームから作成された複合フレーム、前記捕捉画像データ中の他のフレーム間に現れるように生成された補間フレーム、前記捕捉画像データに含まれないフレーム、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む、追加すること、の少なくとも1つにより前記捕捉画像データを変更して、変更画像データを生成する、変更することと、計算デバイスを用いて、前記変更画像データに基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングする

40

50

ことと、を含む方法。

【0035】

条項2：前記画像データは、リアルタイムで捕捉され、又は先に捕捉されている、条項1に記載の方法。

【0036】

条項3：前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記方法は、前記捕捉画像データの各フレームの確率値を特定することと、各フレームの前記確率値を所定の確率閾値と比較することにより、前記捕捉画像データのフレームの前記サブシーケンスを特定することと、を更に含む、条項1又は2に記載の方法。

10

【0037】

条項4：前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記方法は、前記捕捉画像データからフレーム範囲を選択することと、前記フレーム範囲の最初のフレーム数以上且つ前記フレーム範囲の最後のフレームに1を加えたものの以下の値を有するランダム整数を生成することと、前記ランダム整数に基づいてフレームの前記サブシーケンスに選択されるフレームを決定することと、を更に含む、条項1～3のいずれか1項に記載の方法。

【0038】

条項5：前記捕捉画像データを変更することは、1つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することを含み、前記方法は、所定長の時間シフトをランダムに生成することと、前記捕捉画像データを、前記所定長に等しい複数のサブシーケンスに分割することと、前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスにランダム整数を生成することと、前記サブシーケンスに対応する前記ランダム整数に基づいて、前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスの少なくとも1つのフレームの幅及び高さの少なくとも一方を空間的にシフトすることと、を更に含む、条項1～4のいずれか1項に記載の方法。

20

【0039】

条項6：前記捕捉画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT画像、MRI画像、PET画像、SPECT画像、蛍光透視画像、X線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカルスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含み、前記機械学習ベースのAIモデルは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、バイズランダムフォレスト、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む、条項1～5のいずれか1項に記載の方法。

30

【0040】

条項7：少なくとも1つの計算デバイスを含む、映像取得中に生じる多様な種類の動きを扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）をトレーニングするシステムであって、前記少なくとも1つの計算デバイスは、撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、捕捉画像データの複数のフレームが生成され、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、前記捕捉画像データを変更することであって、前記捕捉画像データの任意の2つの画像間の時間量を改変すること、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去すること、及び1つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することであって、前記1つ又は複数の新しいフレームの各々は、前記捕捉画像データの少なくとも1つ

40

50

のフレームのコピー、前記捕捉画像データ中の他のフレームから作成された複合フレーム、前記捕捉画像データ中の他のフレーム間に現れるように生成された補間フレーム、前記捕捉画像データに含まれないフレーム、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む、追加すること、の少なくとも1つにより前記捕捉画像データを変更して、変更画像データを生成する、変更することと、前記変更画像データに基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることと、を行うようにプログラムされる又は構成される、システム。

【0041】

条項8：前記画像データは、リアルタイムで捕捉され、又は先に捕捉されている、条項7に記載のシステム。

【0042】

条項9：前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記少なくとも1つの計算デバイスは、前記捕捉画像データの各フレームの確率値を特定することと、各フレームの前記確率値を所定の確率閾値と比較することにより、前記画像データのフレームの前記サブシーケンスを特定することと、を行うように更に構成される、条項7又は8に記載のシステム。

【0043】

条項10：前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記少なくとも1つの計算デバイスは、前記捕捉画像データからフレーム範囲を選択することと、前記フレーム範囲の最初のフレーム数以上且つ前記フレーム範囲の最後のフレームに1を加えたもの以下の値を有するランダム整数を生成することと、前記ランダム整数に基づいてフレームの前記サブシーケンスに選択されるフレームを決定することと、を行うように更に構成される、条項7～9のいずれか1項に記載のシステム。

【0044】

条項11：前記捕捉画像データを変更することは、1つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することを含み、前記少なくとも1つの計算デバイスは、所定長の時間シフトの大きさをランダムに生成することと、前記捕捉画像データを、前記所定長に等しい複数のサブシーケンスに分割することと、前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスにランダム整数を生成することと、前記サブシーケンスに対応する前記ランダム整数に基づいて、前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスの少なくとも1つのフレームの幅及び高さの少なくとも一方を空間的にシフトすることと、を行うように更に構成される、条項7～10のいずれか1項に記載のシステム。

【0045】

条項12：前記捕捉画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT画像、MRI画像、PET画像、SPECT画像、蛍光透視画像、X線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含み、前記機械学習ベースのAIモデルは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、バイズランダムフォレスト、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む、条項7～11のいずれか1項に記載のシステム。

【0046】

条項13：映像取得中に生じる多様な種類の動きを扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）をトレーニングするコンピュータプログラム製品であって、プログラム命令を

10

20

30

40

50

含む少なくとも1つの非一時的コンピュータ可読媒体を含み、前記プログラム命令は、少なくとも1つの計算デバイスにより実行されると、前記少なくとも1つの計算デバイスに、撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、捕捉画像データの複数のフレームが生成され、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、前記捕捉画像データを変更することであって、前記捕捉画像データの任意の2つの画像間の時間量を改変すること、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去すること、及び1つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することであって、前記1つ又は複数の新しいフレームの各々は、前記捕捉画像データの少なくとも1つのフレームのコピー、前記捕捉画像データ中の他のフレームから作成された複合フレーム、前記捕捉画像データ中の他のフレーム間に現れるように生成された補間フレーム、前記捕捉画像データに含まれないフレーム、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む、追加すること、の少なくとも1つにより前記捕捉画像データを変更して、変更画像データを生成する、変更することと、前記変更画像データに基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることと、を行わせる、コンピュータプログラム製品。

10

【0047】

条項14：前記画像データは、リアルタイムで捕捉され、又は先に捕捉されている、条項13に記載のコンピュータプログラム製品。

【0048】

条項15：前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記プログラム命令は、前記少なくとも1つの計算デバイスに、前記捕捉画像データの各フレームの確率値を特定することと、各フレームの前記確率値を所定の確率閾値と比較することにより、前記画像データのフレームの前記サブシーケンスを特定することと、を更に行わせる、条項13又は14に記載のコンピュータプログラム製品。

20

【0049】

条項16：前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去することを含み、前記プログラム命令は、前記少なくとも1つの計算デバイスに、前記捕捉画像データからフレーム範囲を選択することと、前記フレーム範囲の最初のフレーム数以上且つ前記フレーム範囲の最後のフレームに1を加えたもの以下の値を有するランダム整数を生成することと、前記ランダム整数に基づいてフレームの前記サブシーケンスに選択されるフレームを決定することと、を更に行わせる、条項13～15のいずれか1項に記載のコンピュータプログラム製品。

30

【0050】

条項17：前記捕捉画像データを変更することは、1つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを前記捕捉画像データに追加することを含み、前記プログラム命令は、前記少なくとも1つの計算デバイスに、所定長のフレームの各サブシーケンスの時間シフトの大きさをランダムに生成することと、前記捕捉画像データを、前記所定長に等しい複数のサブシーケンスに分割することと、前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスにランダム整数を生成することと、前記サブシーケンスに対応する前記ランダム整数に基づいて、前記複数のサブシーケンスの各サブシーケンスの少なくとも1つのフレームの幅及び高さの少なくとも一方を空間的にシフトすることと、を更に行わせる、条項13～16のいずれか1項に記載のコンピュータプログラム製品。

40

【0051】

条項18：前記捕捉画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT画像、MRI画像、PET画像、SPECT画像、蛍光透視画像、X線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカルスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画

50

像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含み、前記機械学習ベースのAIモデルは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、バイズランダムフォレスト、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む、条項13～17のいずれか1項に記載のコンピュータプログラム製品。

【0052】

条項19：前記捕捉画像データを変更することは、前記捕捉画像データのコピーを生成することと、前記捕捉画像データの前記コピーを変更して、前記変更画像データを形成することを含む、条項1～6のいずれか1項に記載の方法。

10

【0053】

条項20：医療撮像中、多様な種類の組織外観を扱うように機械学習ベースの人工知能(AI)モデルをトレーニングする方法であって、撮像デバイスを使用して一連のトレーニング医療画像を捕捉することであって、前記一連のトレーニング医療画像は、シーケンス中に複数のフレームを含む、捕捉することと、計算デバイスを用いて、前記複数のフレームのうちのフレームの少なくともサブセットのうちの各フレーム前後の1組の制御点及び各フレーム中の分類された各オブジェクトを生成することと、計算デバイスを用いて、前記1組の制御点及び不確実性マップに基づいて畳み込みニューラルネットワークを用いて、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームの1組の変形制御点を生成することと、計算デバイスを用いて、前記1組の変形制御点に基づいてフレームの前記少なくともサブセットのうちの各フレームに幾何学的歪みを適用することであって、それにより、新しいトレーニング画像を生成する、適用することと、計算デバイスを用いて、前記新しいトレーニング画像に基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることと、を含む方法。

20

【0054】

条項21：前記1組の変形制御点は、アフィン変換に基づいて生成される、条項20に記載の方法。

【0055】

条項22：前記1組の変形制御点は、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することによって生成される、条項20又は21に記載の方法。

30

【0056】

条項23：フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が前記不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することは、認識性及び／又は偶然性不確実性マップに基づく、条項20～22のいずれか1項に記載の方法。

【0057】

条項24：前記認識性及び／又は偶然性不確実性マップは、トレーニング中の前記機械学習ベースのAIモデルから出力される、条項20～23のいずれか1項に記載の方法。

【0058】

条項25：トレーニング中の前記機械学習ベースのAIモデルは、ベイジアン人工ニューラルネットワークを含む、条項20～24のいずれか1項に記載の方法。

40

【0059】

条項26：前記1組の変形制御点は、前記自動査定 of の出力を入力として処理するように構成された個別エージェント敵対的拡張人工ニューラルネットワークの出力に基づいて生成される、条項20～25のいずれか1項に記載の方法。

【0060】

条項27：医療撮像中、多様な種類の組織外観を扱うように機械学習ベースの人工知能(AI)モデルをトレーニングする方法であって、撮像デバイスを使用して一連のトレーニング医療画像を捕捉することと、前記トレーニング医療画像を新しいトレーニング画像

50

に拡張することであって、異なる歪みは、前記一連のトレーニング医療画像及び／又は映像の個々のフレーム内の異なる部分を標的とする、拡張することと、歪みを前記新しいトレーニング画像の新しい各トレーニング画像に適用することと、ＡＩ学習中、前記歪みを反復的に計算することであって、前記反復的に計算することは、トレーニング画像のどの部分が、トレーニングにおけるその瞬間で前記ＡＩにより視覚的に理解される困難さがより高い部分と比較して、前記ＡＩにより視覚的に理解される困難さがより低いか及び／又はトレーニングのその瞬間におけるトレーニング画像の異なる部分の各々に対する前記ＡＩの困難さの程度の少なくとも一方の自動査定に基づく、計算することと、を含む方法。

【００６１】

条項２８：前記歪みは幾何学的であり、移動最小二乗画像変形を使用して適用される、条項２７に記載の方法。

【００６２】

条項２９：前記歪みは、入力として、異なる画像領域の困難さの程度の査定を処理する別個エージェント敵対的拡張人工ニューラルネットワークの出力に基づいて計算される、条項２７又は２８に記載の方法。

【００６３】

条項３０：拡張システムは、トレーニング医療画像を新しいトレーニング画像に拡張し、前記拡張システムは、前記拡張システムが、トレーニング中、前記画像データの特定の領域をスポット拡張するように、１つ又は複数のデータ拡張プロセスと統合される、条項２７～２９のいずれか１項に記載の方法。

【００６４】

条項３１：条項２７～３０のいずれか１項に記載の方法を実行するようにプログラム又は構成された少なくとも１つの計算デバイスを含むシステム。

【００６５】

条項３２：少なくとも１つの計算デバイスにより実行されると、条項２７～３０のいずれか１項に記載の方法を前記少なくとも１つの計算デバイスに実行させるプログラム命令を含む少なくとも１つの非一時的コンピュータ可読媒体を含むコンピュータプログラム製品。

【００６６】

条項３３：医療撮像中、多様な種類の組織外観を扱うように機械学習ベースの人工知能（ＡＩ）モデルをトレーニングするシステムであって、少なくとも１つの計算デバイスを含み、前記少なくとも１つの計算デバイスは、撮像デバイスを使用して一連のトレーニング医療画像を捕捉することであって、前記一連のトレーニング医療画像は、シーケンス中に複数のフレームを含む、捕捉することと、前記複数のフレームのうちのフレームの少なくともサブセットのうちの各フレーム前後の１組の制御点及び各フレーム中の分類された各オブジェクトを生成することと、前記１組の制御点及び不確実性マップに基づいて畳み込みニューラルネットワークを用いて、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームの１組の変形制御点を生成することと、前記１組の変形制御点に基づいてフレームの前記少なくともサブセットのうちの各フレームに幾何学的歪みを適用することであって、それにより、新しいトレーニング画像を生成する、適用することと、前記新しいトレーニング画像に基づいて機械学習ベースのＡＩモデルをトレーニングすることと、を行うようにプログラムされる又は構成される、システム。

【００６７】

条項３４：前記１組の変形制御点は、アフィン変換に基づいて生成される、条項３３に記載のシステム。

【００６８】

条項３５：前記１組の変形制御点は、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することによって生成される、条項３３又は３４に記載のシステム。

【００６９】

10

20

30

40

50

条項 36：フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が前記不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することは、認識性及び／又は偶然性不確実性マップに基づく、条項 33～35 のいずれか 1 項に記載のシステム。

【0070】

条項 37：前記認識性及び／又は偶然性不確実性マップは、トレーニング中の前記機械学習ベースの AI モデルから出力される、条項 33～36 のいずれか 1 項に記載のシステム。

【0071】

条項 38：トレーニング中の前記機械学習ベースの AI モデルは、ベイジアン人工ニューラルネットワークを含む、条項 33～37 のいずれか 1 項に記載のシステム。

10

【0072】

条項 39：前記 1 組の変形制御点は、自動査定を入力として処理するように構成された個別エージェント敵対的拡張人工ニューラルネットワークの出力に基づいて生成される、条項 33～38 のいずれか 1 項に記載のシステム。

【0073】

条項 40：医療撮像中、多様な種類の組織外観を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングするコンピュータプログラム製品であって、プログラム命令を含む少なくとも 1 つの非一時的コンピュータ可読媒体を含み、前記プログラム命令は、少なくとも 1 つの計算デバイスにより実行されると、前記少なくとも 1 つの計算デバイスに、撮像デバイスを使用して一連のトレーニング医療画像を捕捉することであって、前記一連のトレーニング医療画像は、シーケンス中に複数のフレームを含む、捕捉することと、前記複数のフレームのうちのフレームの少なくともサブセットのうちの各フレーム前後の 1 組の制御点及び各フレーム中の分類された各オブジェクトを生成することと、前記 1 組の制御点及び不確実性マップに基づいて畳み込みニューラルネットワークを用いて、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームの 1 組の変形制御点を生成することと、前記 1 組の変形制御点に基づいてフレームの前記少なくともサブセットのうちの各フレームに幾何学的歪みを適用することであって、それにより、新しいトレーニング画像を生成する、適用することと、前記新しいトレーニング画像に基づいて機械学習ベースの AI モデルをトレーニングすることと、を行わせる、コンピュータプログラム製品。

20

【0074】

条項 41：記 1 組の変形制御点は、アフィン変換に基づいて生成される、条項 40 に記載のコンピュータプログラム製品。

30

【0075】

条項 42：前記 1 組の変形制御点は、フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することによって生成される、条項 40 又は 41 に記載のコンピュータプログラム製品。

【0076】

条項 43：フレームの前記少なくともサブセットの各フレームのどの部分が前記不確実性閾値を満たすかを自動的に査定することは、認識性及び／又は偶然性不確実性マップに基づく、条項 40～42 のいずれか 1 項に記載のコンピュータプログラム製品。

40

【0077】

条項 44：前記認識性及び／又は偶然性不確実性マップは、トレーニング中の前記機械学習ベースの AI モデルから出力される、条項 40～43 のいずれか 1 項に記載のコンピュータプログラム製品。

【0078】

条項 45：トレーニング中の前記機械学習ベースの AI モデルは、ベイジアン人工ニューラルネットワークを含む、条項 40～44 に記載のコンピュータプログラム製品。

【0079】

条項 46：前記 1 組の変形制御点は、自動査定 of 出力を入力として処理するように構成された個別エージェント敵対的拡張人工ニューラルネットワークの出力に基づいて生成さ

50

れる、条項 40～45 のいずれか 1 項に記載のコンピュータプログラム製品。

【0080】

条項 47：トレーニング中に新しいトレーニングデータを取得することにより、医療撮像中、多様な種類及び／又は組織の外観を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングするシステムであって、対象者のトレーニング画像データを自律的に取得するように構成されたロボットと、前記ロボットと通信する少なくとも 1 つの計算デバイスと、を含み、前記少なくとも 1 つの計算デバイスは、前記トレーニング画像データが前記ロボットにより取得される際、前記トレーニング画像データの画質をリアルタイムで査定することと、前記トレーニング画像データの前記画質に基づいて前記トレーニング画像データの少なくとも 1 つのマップを作成することと、前記トレーニング画像データの少なくとも 1 つのマップに基づいて、前記ロボットによる新しいトレーニング画像データの取得を調整することと、を行うように構成される、システム。

10

【0081】

条項 48：前記画質を査定することは、平均推定及び前記平均推定の不確実性推定を特定することを含む、条項 47 に記載のシステム。

【0082】

条項 49：前記平均推定及び前記不確実性推定を特定することは、ガウスプロセス又は共分散モデルに基づく、条項 47 又は 48 に記載のシステム。

【0083】

条項 50：新しいトレーニング画像データの取得を調整することは、以下の画質パラメータ：最高平均、信頼上限、予期される改善、又はそれらの任意の組合せの少なくとも 1 つを最適化することを含む、条項 47～49 のいずれか 1 項に記載のシステム。

20

【0084】

条項 51：前記少なくとも 1 つの計算デバイスは、トレーニング中のベイジアン AI モデルからの認識性及び偶然性不確実性出力の組合せに基づいて前記平均推定及び前記不確実性推定を特定するように更に構成される、条項 47～50 のいずれか 1 項に記載のシステム。

【0085】

条項 52：組織は、前記トレーニング画像データを取得している間に捕捉される画像の外観を変えるように、前記ロボット又は第 2 のデバイスにより自律的、物理的に操作される、条項 47～51 のいずれか 1 項に記載のシステム。

30

【0086】

条項 53：前記少なくとも 1 つの計算デバイスは、前記新しいトレーニング画像データに基づいて、機械学習ベースの AI モデルをトレーニングするように更に構成され、前記ロボット又は前記第 2 のデバイスは、前記機械学習ベースの AI モデルの実行時使用中、前記組織を操作するように構成される、条項 47～52 のいずれか 1 項に記載のシステム。

【0087】

条項 54：前記組織は、前記新しいトレーニング画像データで捕捉される組織として出現するように物理的に操作される、条項 47～53 のいずれか 1 項に記載のシステム。

40

【0088】

条項 55：前記少なくとも 1 つの計算デバイスは、前記画質を改善するように前記トレーニング画像データの 1 つ又は複数の態様を増分的に変更するよう更に構成される、条項 47～54 のいずれか 1 項に記載のシステム。

【0089】

条項 56：前記少なくとも 1 つの計算デバイスは、第 1 の AI システム及び第 2 の AI システムを含み、前記第 1 の AI システムは生徒 AI システムを含み、前記第 2 の AI システムは、意図される一連の行動に基づいて前記生徒 AI システムを調整するように構成される教師 AI システムを含む、条項 47～55 のいずれか 1 項に記載のシステム。

【0090】

50

条項 57：前記トレーニング画像データは、独立ベクトルの潜在空間において表され、各潜在ベクトルは、前記トレーニング画像データにおける変化の 1 つの態様を表し、前記新しいトレーニング画像データの取得又は前記トレーニング画像データの拡張は、前記潜在ベクトル表現に基づく、条項 47～56 のいずれか 1 項に記載のシステム。

【0091】

条項 58：前記少なくとも 1 つの計算デバイスは、ほぐれたデータ表現に基づいて前記独立潜在ベクトルを作成又は推測するように更に構成される、条項 47～57 のいずれか 1 項に記載のシステム。

【0092】

条項 59：前記トレーニング画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT 画像、MRI 画像、PET 画像、SPECT 画像、蛍光透視画像、X 線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも 1 つを含み、前記少なくとも 1 つの計算デバイスは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、バイズランダムフォレスト、勾配ブースト機械、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも 1 つを含む、条項 47～58 のいずれか 1 項に記載のシステム。

【0093】

条項 60：前記少なくとも 1 つの計算デバイスは、第 1 の AI システム及び第 2 の AI システムを含み、前記第 1 の AI システムは、前記トレーニング画像データが前記ロボットにより取得されるにつれて前記トレーニング画像データの前記画質をリアルタイムで査定し、前記トレーニング画像データの前記画質に基づいて前記トレーニング画像データの前記少なくとも 1 つのマップを作成するように構成され、前記第 2 の AI システムは、前記トレーニング画像データの前記少なくとも 1 つのマップに基づいて前記新しいトレーニング画像データの取得を調整するように構成される、条項 47～59 のいずれか 1 項に記載のシステム。

【0094】

条項 61：トレーニング中、新しいトレーニングデータを取得することにより、医療撮像中、多様な種類及び／又は組織の外観を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングする方法であって、計算デバイスを用いて、ロボットを用いて対象のトレーニング画像データを自律的に取得することと、計算デバイスを用いて、前記トレーニング画像データが前記ロボットにより取得されるにつれて、前記トレーニング画像データの画質をリアルタイムで査定することと、計算デバイスを用いて、前記トレーニング画像データの前記画質に基づいて前記トレーニング画像データの少なくとも 1 つのマップを作成することと、計算デバイスを用いて、前記トレーニング画像データの前記少なくとも 1 つのマップに基づいて、前記ロボットによる新しいトレーニング画像データの取得を調整することと、を含む方法。

【0095】

条項 62：前記画質を査定することは、平均推定及び前記平均推定の不確実性推定を特定することを含む、条項 61 に記載の方法。

【0096】

条項 63：前記平均推定及び前記不確実性推定を特定することは、ガウスプロセス又は共分散モデルに基づく、条項 61 又は 62 に記載の方法。

【0097】

条項 64：新しいトレーニング画像データの取得を調整することは、以下の画質パラメ

ータ：最高平均、信頼上限、予期される改善、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを最適化することを含む、条項61～63のいずれか1項に記載の方法。

【0098】

条項65：トレーニング中のベイジアンAIモデルからの認識性及び偶然性不確実性出力の組合せに基づいて前記平均推定及び前記不確実性推定を特定することを更に含む、条項61～64のいずれか1項に記載の方法。

【0099】

条項66：組織は、前記トレーニング画像データを取得しながら捕捉されている画像の外観を変えるように、前記ロボット又は第2のデバイスにより自律的、物理的に操作される、条項61～65のいずれか1項に記載の方法。

【0100】

条項67：前記新しいトレーニング画像データに基づいて、機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることを更に含み、前記ロボット又は前記第2のデバイスは、前記機械学習ベースのAIモデルの実行時使用中、前記組織を操作するように構成される、条項61～66のいずれか1項に記載の方法。

【0101】

条項68：前記組織は、前記新しいトレーニング画像データで捕捉される組織として出現するように物理的に操作される、条項61～67のいずれか1項に記載の方法。

【0102】

条項69：前記画質を改善するように前記トレーニング画像データの1つ又は複数の態様を増分的に変更することを更に含む、条項61～68のいずれか1項に記載の方法。

【0103】

条項70：前記トレーニング画像データは、独立ベクトルの潜在空間において表され、各潜在ベクトルは、前記トレーニング画像データにおける変化の1つの態様を表し、前記新しいトレーニング画像データの取得又は前記トレーニング画像データの拡張は、前記潜在ベクトル表現に基づく、条項61～69のいずれか1項に記載の方法。

【0104】

条項71：前記少なくとも1つの計算デバイスは、ほぐれたデータ表現に基づいて前記独立潜在ベクトルを作成又は推測するように更に構成される、条項61～70のいずれか1項に記載の方法。

【0105】

条項72：前記トレーニング画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT画像、MRI画像、PET画像、SPECT画像、蛍光透視画像、X線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含み、前記計算デバイスは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、バイズランダムフォレスト、勾配ブースト機械、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む、条項61～71のいずれか1項に記載の方法。

【0106】

条項73：トレーニング中、新しいトレーニングデータを取得することにより、医療撮像中、多様な種類及び／又は組織の外観を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングするコンピュータプログラム製品であって、プログラム命令を含む少なくとも1つの非一時的コンピュータ可読媒体を含み、前記プログラム命令は、少なくとも1つの計算デバイスにより実行されると、前記少なくとも1つの計算デバイスに、ロ

10

20

30

40

50

ボットを用いて対象のトレーニング画像データを自律的に取得することと、前記トレーニング画像データが前記ロボットにより取得されるにつれて、前記トレーニング画像データの画質をリアルタイムで査定することと、前記トレーニング画像データの前記画質に基づいて前記トレーニング画像データの少なくとも1つのマップを作成することと、前記トレーニング画像データの前記少なくとも1つのマップに基づいて、前記ロボットによる新しいトレーニング画像データの取得を調整することと、を行わせる、コンピュータプログラム製品。

【0107】

条項74：前記画質を査定することは、平均推定及び前記平均推定の不確実性推定を特定することを含む、条項73に記載のコンピュータプログラム製品。

10

【0108】

条項75：前記平均推定及び前記不確実性推定を特定することは、ガウスプロセス又は共分散モデルに基づく、条項73又は74に記載のコンピュータプログラム製品。

【0109】

条項76：新しいトレーニング画像データの取得を調整することは、以下の画質パラメータ：最高平均、信頼上限、予期される改善、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを最適化することを含む、条項73～75のいずれか1項に記載のコンピュータプログラム製品。

【0110】

条項77：前記プログラム命令は、前記少なくとも1つの計算デバイスに、トレーニング中のベイジアンAIモデルからの認識性及び偶然性不確実性出力の組合せに基づいて前記平均推定及び前記不確実性推定を特定することを更に行わせる、条項73～76のいずれか1項に記載のコンピュータプログラム製品。

20

【0111】

条項78：組織は、前記トレーニング画像データを取得しながら捕捉されている画像の外観を変えるように、前記ロボット又は第2のデバイスにより自律的、物理的に操作される、条項73～77のいずれか1項に記載のコンピュータプログラム製品。

【0112】

条項79：前記プログラム命令は、前記少なくとも1つの計算デバイスに、前記新しいトレーニング画像データに基づいて、機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることを更に行わせ、前記ロボット又は前記第2のデバイスは、前記機械学習ベースのAIモデルの実行時使用中、前記組織を操作するように構成される、条項73～78のいずれか1項に記載のコンピュータプログラム製品。

30

【0113】

条項80：前記組織は、前記新しいトレーニング画像データで捕捉される組織として出現するように物理的に操作される、条項73～79のいずれか1項に記載のコンピュータプログラム製品。

【0114】

条項81：前記プログラム命令は、前記少なくとも1つの計算デバイスに、前記画質を改善するように前記トレーニング画像データの1つ又は複数の態様を増分的に変更することを更に行わせる、条項73～80のいずれか1項に記載のコンピュータプログラム製品。

40

【0115】

条項82：前記トレーニング画像データは、独立ベクトルの潜在空間において表され、各潜在ベクトルは、前記トレーニング画像データにおける変化の1つの態様を表し、前記新しいトレーニング画像データの取得又は前記トレーニング画像データの拡張は、前記潜在ベクトル表現に基づく、条項73～81のいずれか1項に記載のコンピュータプログラム製品。

【0116】

条項83：前記プログラム命令は、前記少なくとも1つの計算デバイスに、ほぐれたデ

50

ータ表現に基づいて前記独立潜在ベクトルを作成又は推測することを更に行わせる、条項 73～82のいずれか1項に記載のコンピュータプログラム製品。

【0117】

条項84：前記トレーニング画像データは、以下：超音波画像、光学コヒーレンストモグラフィ（OCT）画像、CT画像、MRI画像、PET画像、SPECT画像、蛍光透視画像、X線画像、マンモグラフィ画像、トモシンテシス画像、光音響画像、音響光学画像、内視鏡画像、顕微鏡法画像、眼底画像、走査レーザ眼底鏡（SLO）画像、スマートフォン画像、3D（奥行き）画像、フォーカルスタック画像、明視野画像、可視光画像、赤外線画像、紫外線画像、熱画像、マルチスペクトル画像、トモグラフィ画像、投影画像、統合画像、再構築画像、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含み、前記少なくとも1つの計算デバイスは、以下：畳み込みニューラルネットワーク、リカレントニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、バイズランダムフォレスト、勾配ブースト機械、勾配ブースト回帰木、又はそれらの任意の組合せの少なくとも1つを含む、条項73～83のいずれか1項に記載のコンピュータプログラム製品。

10

【0118】

条項85：画像取得中に生じる多様な種類の変化を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングする方法であって、撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、複数のフレームの捕捉画像データを生成し、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、少なくとも1つの潜在ベクトル表現を特定することと、前記少なくとも1つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データをバリエーションオートエンコーダモデルに入力することと、前記バリエーションオートエンコーダモデルを用いて、前記少なくとも1つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データを敵対的画像データに復号化することと、前記敵対的画像データに基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることと、を含む方法。

20

【0119】

条項86：前記潜在ベクトル表現の各ベクトル次元は、標的ドメインの1つの変化度を表す、条項85に記載の方法。

30

【0120】

条項87：各潜在ベクトル表現は、他の各潜在ベクトル表現から独立する、条項85又は86に記載の方法。

【0121】

条項88：画像取得中に生じる多様な種類の変化を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングするシステムであって、少なくとも1つの計算デバイスを含み、前記少なくとも1つの計算デバイスは、撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、複数のフレームの捕捉画像データを生成し、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、少なくとも1つの潜在ベクトル表現を特定することと、前記少なくとも1つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データをバリエーションオートエンコーダモデルに入力することと、前記バリエーションオートエンコーダモデルを用いて、前記少なくとも1つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データを敵対的画像データに復号化することと、前記敵対的画像データに基づいて機械学習ベースのAIモデルをトレーニングすることと、を行うようにプログラムされる又は構成される、システム。

40

【0122】

条項89：前記潜在ベクトル表現の各ベクトル次元は、標的ドメインの1つの変化度を表す、条項88に記載のシステム。

【0123】

条項90：各潜在ベクトル表現は、他の各潜在ベクトル表現から独立する、条項88又

50

は 89 に記載のシステム。

【0124】

条項 91：画像取得中に生じる多様な種類の変化を扱うように機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングするコンピュータプログラム製品であって、プログラム命令を含む少なくとも 1 つの非一時的コンピュータ可読媒体を含み、前記プログラム命令は、少なくとも 1 つの計算デバイスにより実行されると、前記少なくとも 1 つの計算デバイスに、撮像デバイスを使用して画像データを捕捉することであって、それにより、複数のフレームの捕捉画像データを生成し、前記捕捉画像データは、前記撮像デバイスと組織との間の動きを含む、捕捉することと、少なくとも 1 つの潜在ベクトル表現を特定することと、前記少なくとも 1 つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データをバリエーションオートエンコーダモデルに入力することと、前記バリエーションオートエンコーダモデルを用いて、前記少なくとも 1 つの潜在ベクトル表現及び前記捕捉画像データを敵対的画像データに復号化することと、前記敵対的画像データに基づいて機械学習ベースの AI モデルをトレーニングすることと、を行わせる、コンピュータプログラム製品。

10

【0125】

条項 92：前記潜在ベクトル表現の各ベクトル次元は、標的ドメインの 1 つの変化度を表す、条項 91 に記載のコンピュータプログラム製品。

【0126】

条項 93：各潜在ベクトル表現は、他の各潜在ベクトル表現から独立する、条項 91 又は 92 に記載のコンピュータプログラム製品。

20

【0127】

本開示のこれら及び他の特徴及び特性並びに構造体の関連要素及び部品の組合せの動作方法及び機能及び製造の経済性は、添付図面を参照して以下の説明及び添付の特許請求の範囲の検討からより明らかになり、これらは全て本明細書の一部をなし、同様の符号は種々の図における対応する部分を示す。しかしながら、図面が例示及び説明のみを目的としており、本発明の範囲の定義として意図されないことが明確に理解されよう。

【0128】

更なる利点及び詳細が、添付図に示される非限定的な例示的な実施形態を参照して以下に更に詳細に説明される。

【図面の簡単な説明】

30

【0129】

【図 1】非限定的な実施形態又は態様による、機械学習ベースの人工知能（AI）モデルをトレーニングするシステムを示す。

【図 2】非限定的な実施形態又は態様による、空間的画像変形を使用して機械学習ベースの AI モデルをトレーニングするシステムを示す。

【図 3】非限定的な実施形態又は態様による、敵対的画像データ変更を使用して機械学習ベースの AI モデルをトレーニングするシステムを示す。

【図 4】非限定的な実施形態又は態様による、ロボット制御と共に能動的データ変更を使用して機械学習ベースの AI モデルをトレーニングするシステムを示す。

【図 5】非限定的な実施形態又は態様による、機械学習ベースの AI モデルをトレーニングする方法を示す。

40

【図 6】非限定的な実施形態又は態様による、画像取得中に生じる多様な種類の動きを扱うように機械学習ベースの AI モデルをトレーニングする方法の流れ図である。

【図 7】非限定的な実施形態又は態様による、医療撮像中、多様な種類の組織外観を扱うように機械学習ベースの AI モデルをトレーニングする方法の流れ図である。

【図 8】非限定的な実施形態又は態様による、トレーニング中に新しいトレーニング画像データを取得することにより、医療撮像中に多様な種類及び／又は組織の外観を扱うように機械学習ベースの AI モデルをトレーニングする方法の流れ図である。

【図 9】非限定的な実施形態又は態様による、医療画像取得中に生じる多様な種類の変化を扱うように機械学習ベースの AI モデルをトレーニングする方法の流れ図である。

50

【図 10】非限定的な実施形態又は態様による計算デバイスの概略図である。

【発明を実施するための形態】

【0130】

実施形態が、別段のことが明確に指定される場合を除き、種々の代替の変形及びステップシーケンスをとり得ることを理解されたい。以下の明細書に記載される特定のデバイス及びプロセスが単に、本開示の例示的な実施形態又は態様であることも理解されたい。したがって、本明細書に開示される実施形態又は態様に関連する特定の寸法及び他の物理的特性は、限定と見なされるべきではない。本明細書で使用される態様、構成要素、要素、構造、動作、ステップ、機能、命令等は、極めて重要又は必須と明確に記載される場合を除き、そのように解釈されるべきではない。また、本明細書で使用される場合、冠詞「a」及び「an」は1つ又は複数の項目の包含を意図し、「1つ又は複数」及び「少なくとも1つ」と同義で使うことができる。また、本明細書で使用される場合、「有する (has)」、「有する (have)」、「有する (having)」等の用語は、オープンエンド語であることが意図される。さらに、「に基づく」という句は、別段のことが明確に示される場合を除き、「少なくとも部分的に基づく」を意味することが意図される。

【0131】

本明細書で使用される場合、「計算デバイス」という用語は、データを処理するように構成された1つ又は複数の電子デバイスを指し得る。計算デバイスは、幾つかの例では、プロセッサ、ディスプレイ、メモリ、入力デバイス、ネットワークインタフェース等の、データの受信、処理、及び出力に必要な構成要素を含み得る。計算デバイスは、中央演算処理装置 (CPU)、グラフィックス処理ユニット (GPU) 等であり得る。計算デバイスはモバイルデバイスであり得る。計算デバイスは、デスクトップコンピュータ又は他の形態の非モバイルコンピュータであってもよい。非限定的な実施形態又は態様では、計算デバイスは、Apple の「Neural Engine」又は Google の Tensor 処理ユニット等の特定用途向け集積回路 (ASIC) ニューラルエンジンを含め、AI アクセラレータを含み得る。非限定的な実施形態又は態様では、計算デバイスは、各回路がニューラルネットワーク内の各ノードからの入力を重み付けするように構成されるように、ニューラルネットワーク内の各接続を表す複数の個々の回路で構成し得る。そのような構成では、ソフトウェア、プロセッサ、又はメモリを必要とせずに、論理ゲート及び／又はアナログ回路が使用され得る。

【0132】

非限定的な実施形態又は態様は、超音波画像データを使用して機械学習ベースの人工知能 (AI) モデルをトレーニングするシステム及び方法を提供する。非限定的な実施形態又は態様では、画像セグメンテーション及びデータ変更方法論が使用されて、限定されないが、超音波画像等の医療画像をランダムに変更 (例えば拡張、変更、編集、歪ませる等) し、トレーニングデータとして変更された画像を使用して複数の画像にわたる種々のドメインに一般化するように深層学習モデル (例えば、畳み込みニューラルネットワーク (CNN)、ベイジアンニューラルネットワーク (BNN) 等) をトレーニングする。非限定的な実施形態は、AI モデルが非トレーニング又は現実世界シナリオで捕捉された特徴を一般化可能であり得るように、AI モデルが、異なる走査手順により生成されたシーケンシャル特徴不変性及び特徴を能動的に学習できるようにする。AI モデルを使用して、緊急シナリオ中に高速で一貫性のない血管拍動及び超音波走査法等の時間的特徴への対処は、困難であることが判明している。

【0133】

非限定的な実施形態又は態様は、確率的時間データ拡張を通して医療画像の変更を提供し、変更された画像を使用して、医療画像の種々のドメインにわたる一般化に向けて AI モデルをトレーニングし得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、確率的時間データ拡張は、捕捉された画像データの各シーケンス内のフレームを確率的にドロップすることを含み得る。例えば、捕捉された画像データフレームの各々に、確率値を割り当て得、フレームに割り当てられた確率値が閾値確率値を満たすか、又は越える場合、そのフレ

10

20

30

40

50

ームをドロップし得る。非限定的な実施形態又は態様は、捕捉された画像データの任意の2つのフレーム間の時間量を変更することにより、捕捉された画像データを変更することによって画像データを変更し得る。非限定的な実施形態又は態様は、捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去し、トレーニングに使用し得る生成画像シーケンスを作成することによって捕捉画像データを変更することで医療画像データを変更し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、画像データのサブシーケンスは、1つ置きフレーム又はランダムに選択されたフレームを確率的にドロップすることによって生成し得る。例えば、トレーニング画像データのシーケンスは、捕捉画像データシーケンスからランダムフレームを選択し、選択されたフレームを結合して新しいシーケンスにすることによって生成し得る。非限定的な実施形態又は態様は、1つ又は複数の新しいフレームを捕捉画像データのシーケンスに追加することによって画像データを変更し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、新しいフレームは、捕捉画像データのうちの少なくとも1つのフレームのコピー、捕捉画像データ内の他のフレームから作成された複合フレーム、他のフレーム間にあったように見えるよう生成された補間フレーム、元の捕捉画像データに含まれないフレーム、又はそのようなフレームの任意の組合せを含み得る。非限定的な実施形態又は態様は、捕捉画像シーケンスを複数のサブシーケンスに分割し得、各サブシーケンスは、シーケンス内のフレームに適用される異なる大きさの空間シフト及び／又は時間シフトを有し得る。したがって、非限定的な実施形態又は態様は、超音波撮像フレーム間の空間-時間差にわたる動きを既存の画像データに合成的に染み込ませることを提供する。

10

20

【0134】

非限定的な実施形態又は態様は、モデルの強み及び／又は弱みの分野でAIモデルに挑戦する空間変形を適応的に生成し得る。非限定的な実施形態又は態様は、3D Uネットエンコーダーデコーダーアーキテクチャのドロップアウトベースのベイズの定式化を使用し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、画像又は画像データシーケンス内のモデルの強み及び／又は弱みを特定するために、ベイジアン時間セグメンテーションネットワーク(BTSN: Bayesian temporal segmentation network)又は他のBNNを使用して、不確実性マップを生成し得る。例えば、BNNを使用して、認識性不確実性マップを出力し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、BTSN又はBNNは画像セグメンテーションを出力し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、不確実性マップは別の人工ニューラルネットワーク(ANN)に入力されて、幾何学的に歪んだ画像を敵対的に生成し得る。ANNは、移動最小二乗画像変形等の方法を使用して、既存の画像を空間的に変形及び／又は歪ませて、幾何学的圧縮、伸張、捻れ、剪断、変位、及び／又は他の幾何学的歪み画像の1つ又は複数の領域を有する画像を生成し得る。非限定的な実施形態又は態様は、CNN又は他のニューラルネットワークを使用して、トレーニングのために画像変形を含む合成画像及び／又は変更画像を生成し得る。非限定的な実施形態は、空間変形の適応生成を他のデータ変更技法と統合し得る。記載される空間変形の適応生成は、リアルタイムで行われてもよく、又は以前に捕捉された画像シーケンスに適用されてもよい。したがって、非限定的な実施形態又は態様では、AIモデルは超音波画像における画像及び解剖学的ランドマークの領域を自動的にセグメント化し、種々の画像アーチファクトにわたる不変性を学習するために、変更された画像を適応的に生成することができる。

30

40

【0135】

非限定的な実施形態又は態様は、ロボット制御を使用した超音波画像データの能動的なデータ変更を提供し得る。非限定的な実施形態又は態様は、走査及び画像データ捕捉中にオンライン又はリアルタイムでセグメンテーションモデルをトレーニングし得る。捕捉された画像データを使用して、新しいデータを探し、ロボット又はロボットシステムの動きを駆動する場所をモデリングし得る。幾つかの非限定的な実施形態では、追加の画像データについて次に探す場所の情報のモデリングは、ガウスプロセス又は捕捉画像データの現在の信念の平均及び不確実性を表す他の関連プロセスを使用し得る。幾つかの非限定的な

50

実施形態又は態様では、最高平均、信頼上限、又は予期される改善尺度を使用し得る。新しい画像データが捕捉されるにつれて、平均マップ及び不確実性マップは更新される。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、平均マップ及び不確実性マップは、追加の画像データを捕捉するようにロボットシステムの動きを駆動する場所を特定するために、CNN又は他のAIモデルへの入力として使用し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、不確実性マップはBTSN又は他のBNNから出力し得る。非限定的な実施形態又は態様は、ロボットシステムがモデルのトレーニングドメインにおいて前に捕捉された画像を表すように又はモデルのトレーニングドメイン外の画像データを捕捉するように画像捕捉の対象を操作するよう、捕捉画像データに基づいて学習し得るロボット制御を含むロボット又はロボットシステムを提供する。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、AIモデルの経路が所望のコースから離れて進む場合、教師AIモデルを使用して、ロボットシステムの動きを駆動するAIモデルを補正することができる。したがって、非限定的な実施形態又は態様では、画像データを捕捉しながら、且つAIモデルトレーニングプロセスの改良を支援するようにロボット制御システムをトレーニングしながら、リアルタイムでAIモデルをトレーニングすることができる。

10

【0136】

非限定的な実施形態又は態様は、敵対的画像データを生成するように捕捉画像データを変更することにより又はトレーニング用に敵対的画像データを生成することにより、AIモデルをトレーニングし得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、敵対的画像データは、解きほぐされたデータ表現及び捕捉画像データに基づいて特定される独立潜在ベクトルに基づいて生成し得る。独立潜在ベクトルは、画像データにおける1つの変化度又は捕捉画像データに関連する何らかの他の性質を表し得る。幾つかの非限定的な実施形態では、潜在ベクトル表現を使用して、捕捉画像データを敵対的画像に変更し得る。したがって、変更された敵対的画像は、AIモデルが現実世界シナリオで使えるようにAIモデルをトレーニングするための入力として使用し得る。幾つかの非限定的な実施形態では、これは、現実世界シナリオで画像データを捕捉する必要なく、モデルトレーニングに使用するための新しいトレーニング画像データの生成を提供する。望まれるトレーニングドメインは、潜在ベクトル表現を設定することによって指定し得る。

20

【0137】

非限定的な実施形態又は態様は、医療撮像デバイスにより出力された医療画像データを処理可能なソフトウェアアプリケーションとして実施し得る。他の非限定的な実施形態では、超音波データを一般化するシステムは、ハードウェア及び／又はソフトウェアとして超音波デバイスに直接組み込まれてもよく、又は別の医療撮像デバイスに組み込まれてもよい。

30

【0138】

これより図1を参照して、非限定的な実施形態又は態様による、画像データの変動にわたって一般化するシステム1000を示す。システム1000は、変更エンジン100、撮像デバイス102、捕捉画像データ104、トレーニング画像データ105、機械学習(ML)モデル106、及びデータベース108を含み得る。非限定的な実施形態又は態様では、撮像デバイス102は、光学コヒーレンストモグラフィ(OCCT)スキャナ、超音波スキャナ等の対象の医療画像を捕捉するように構成された任意の種類の撮像デバイスであり得る。例えば、撮像デバイス102は、超音波波形データ(例えばRF波形データ)を物理的に捕捉(キャプチャ)するように構成された超音波デバイスを含み得る。非限定的な実施形態又は態様では、撮像デバイス102は、グレースケール超音波画像の作成に使用し得るRF波形データ(例えばRF波形の振幅エンベロップ等)と関連する特定のデータのみを保存(例えば記憶、通信等)し得る。例えば、生の要素毎のRF波形を結合してビーム形成RF波形にし得、ビーム形成RF波形のエンベロップは、グレースケール超音波画像の基礎をなし得る(例えば画面に表示等するために)。追加又は代替として、撮像デバイス102は周波数成分を使用して、ドップラーシフトを計算し、速度(例えばカラーで表示し得る)を測定し得る。非限定的な実施形態又は態様では、元のRF波形デー

40

50

タは、特定のデータ（例えば、エンベロープ、ドップラーシフト等）が計算（例えば、導出、特定等）された後、破棄し得る。追加又は代替として、撮像デバイス102は、更なる解析（例えば、RF波形データの保存、解析等）に向けてRF波形データを保持し得る。非限定的な実施形態又は態様では、撮像デバイス102は、RF波形データ（例えば、ビーム形成RF波形データ、要素毎のRF波形データ、RF波形の任意の他の適した表現（例えば周波数成分を保持する）等）を捕捉し保持する超音波デバイスを含み得る。追加又は代替として、RF波形データは、オンライン解析に向けてリアルタイムで使用されてもよく、後で解析するために保存等されてもよい。非限定的な実施形態又は態様では、撮像システム102は、晶質リニアアレイスキャナ（*crystal linear array scanner*）等のポータブル超音波機を含み得る。例えば、撮像デバイス102はClarius L7ポータブル超音波機を含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、撮像デバイス102は、非晶質微小電気機械システム（MEMS）ベース及び／又は多機能の超音波機を含み得る。例えば、撮像デバイス102は、Butterfly iQ+超音波機を含み得る。非限定的な実施形態又は態様では、撮像デバイス102は、少なくとも1つのサンプルから捕捉画像データ104（例えばグレースケール画像フレーム等）を取得するのに使用し得る。例えば、臨床医は撮像デバイス102を使用して、そのような画像を人間である対象から取得し得る。追加又は代替として、撮像デバイス102は、少なくとも1つの超音波画像又は複数の超音波画像フレームを含み得る捕捉画像データ104を出力し得る。非限定的な実施形態又は態様では、撮像デバイス102は、変更エンジン100及び／又は他のデバイスから情報を受信し、及び／又は情報を変更エンジン100及び／又は他のデバイスに通信することが可能な1つ又は複数のデバイスを含み得る。

10

20

【0139】

捕捉画像データ104は、超音波画像フレーム、医療画像フレーム等のシーケンスを含み得る。捕捉画像データ104は、医療傷害シナリオ等において、画像設定、撮像デバイス102の動作、解剖学的構造、及び／又はアーチファクトの劇的な追加に起因して差違を有する画像フレームを含み得る。捕捉画像データ104は、撮像デバイス102によって捕捉され、変更エンジン100にリアルタイムで通信することができる。追加又は代替として、捕捉画像データ104は、後に変更エンジン100に通信するために保存することができる。幾つかの非限定的な実施形態では、捕捉画像データ104は、処理のために変更エンジン100に入力し得る。捕捉画像データ104は、変更エンジン100がトレーニング画像データ105を生成するように捕捉画像データ104を変更することによって処理し得る。追加又は代替として、捕捉画像データ104は、変更エンジン100が、捕捉画像データ104をコピー又は捕捉画像データ104からの個々のフレームをコピーし、トレーニング画像データ105を生成することによって処理し得る。

30

【0140】

変更エンジン100は、例えば、情報を撮像デバイス102から受信し（例えば捕捉画像データ）、情報を撮像デバイス102に通信し（例えば撮像デバイス102を制御するための情報等）、画像データを処理（例えば画像データを変更）するように構成されたソフトウェア及び／又はハードウェアを含み得る。例えば、変更エンジン100は、1つ又は複数の計算デバイスで実行中の1つ又は複数のソフトウェアアプリケーションであり得る。非限定的な実施形態又は態様では、変更エンジン100は、本明細書に記載のように、少なくとも1つの畳み込みニューラルネットワーク（例えば、Wネット、Uネット、A Uネット、SegNet等）を実施し得る。非限定的な実施形態又は態様では、変更エンジン100は、本明細書に記載のように、少なくとも1つのベイジアンニューラルネットワーク（BNN）又は他の種類の確率的グラフィカルモデルを実施し得る。非限定的な実施形態又は態様では、変更エンジン100は、捕捉画像データ104を撮像デバイス102からリアルタイムで受信し得る。追加又は代替として、変更エンジン100は、本明細書に記載のように、少なくとも1つの超音波画像フレームを含み得る捕捉画像データ104（例えば、過去の捕捉画像データ）を前に記憶した捕捉画像データ104から受信（例

40

50

えば検索、取得、照会等)し得る。

【0141】

非限定的な実施形態又は態様では、変更エンジン100は、捕捉画像データ104を処理して、トレーニング画像データ105を生成し得る。変更エンジン100は、捕捉画像データ104の幾つか又は全てのフレームをコピーし、それらのコピーされたフレームを処理することに基づいてトレーニング画像データ105を生成し得る。幾つかの非限定的な実施形態では、変更エンジン100がトレーニング画像データ105を生成する場合、捕捉画像データ104の非変更コピーは記憶されたままであり得る。幾つかの非限定的な実施形態では、変更エンジン100がトレーニング画像データ105を生成する場合、トレーニング画像データ105は、変更された画像データ104と変更されていない画像データ104の両方の混合を含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、変更エンジン100は、捕捉画像データ105に基づいてトレーニングデータ105を捕捉するように撮像デバイスに指示し得る。例えば、変更エンジン100は捕捉画像データ105に基づいて不確実性マップを生成し得、変更エンジン100は、不確実性マップを少なくとも1つのCNN又はBNNへの入力として使用して、追加の画像データを捕捉画像データ104の形態で収集するか、それともトレーニングデータ105の形態で収集するかを判断し得る。非限定的な実施形態又は態様では、変更エンジン100は、捕捉画像データ104内のフレーム又はフレームシーケンスをランダムに又は予め定義されたパターン(例えば1つ置きのフレーム等)に基づいてドロップ又は除去し得る。変更エンジン100は、捕捉画像データ104を直接変更してトレーニング画像データ105を生成することによりこれを行ってもよく、又は変更エンジン100は、除去されたフレーム若しくはシーケンスを新たに生成された画像データシーケンスにコピーすることによってトレーニング画像データ105を生成してもよい。捕捉画像データ104及び／又はトレーニング画像データ105内のシーケンスは、サブシーケンスを含み得る。追加又は代替として、変更エンジン100は、捕捉画像データ104の任意の2つの画像間の時間量を変更することによって捕捉画像データ104を変更し得る。追加又は代替として、変更エンジン100は、フレームのサブシーケンスを捕捉画像データ104に追加し得る。例えば、変更エンジン100は、捕捉画像データ104の既存のフレームの少なくとも1つのコピーを捕捉画像データ104に追加し得る。他の非限定的な実施形態又は態様では、変更エンジン100は、捕捉画像データ104の1つ又は複数の既存のフレームから作成された複合フレームを生成し得る。幾つかの非限定的な実施形態では、変更エンジン100は、捕捉画像データ104内の既存のフレーム間に現れるように補間フレームを生成し得る。変更エンジン100は、潜在ベクトル表現、既存データ等の独立因子に基づいて、捕捉画像データ104に含まれない新しいフレームを生成し得る。

【0142】

非限定的な実施形態又は態様では、トレーニング画像データ105は、超音波画像フレーム又は他の医療撮像フレームのシーケンスを含み得る。トレーニング画像データ105は、変更エンジン100による処理に起因して、差違を有する画像フレームを含み得る。トレーニング画像データ105は、変更エンジン100により生成されてもよく、又は変更エンジン100により作成された捕捉画像データ104を変更したものであってもよい。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、トレーニング画像データ105は、撮像デバイス102により捕捉された、新たに捕捉された画像データを含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、トレーニング画像データ105は、処理のために変更エンジン100に入力され得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、トレーニング画像データ105は、変更エンジン100がトレーニング画像データ105を変更することにより、不確実性マップ及び／又は追加のトレーニングデータを生成するように処理し得る。トレーニング画像データ105は、MLモデル106をトレーニングするために、MLモデル106に入力し得る。

【0143】

非限定的な実施形態又は態様では、MLモデル106は、撮像デバイス102と通信す

る1つ又は複数の計算デバイスで実行される1つ又は複数のソフトウェアアプリケーション等、撮像デバイス102とは別個であり得る。代替的には、MLモデル106は、MLモデル106が撮像デバイス102のソフトウェア及び／又はハードウェアにより実施されるように、撮像デバイス102に組み込まれてもよい（例えば完全に、部分的に等）。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、MLモデル106は、MLモデル106が変更エンジン100のソフトウェア及び／又はハードウェアにより実施されるように、変更エンジン100に組み込まれてもよく、又はMLモデル106は変更エンジン100とは別個であってもよい。MLモデル106は、トレーニング画像データ105を入力として受信し得る。MLモデル106は、データベース108から情報を受信し、及び／又は情報をデータベース108に通信することが可能な1つ又は複数のデバイスと統合してもよい。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、MLモデル106はデータベース108からデータを受信し得る。データベース108から受信されるデータは、潜在ベクトル表現、不確実性マップ、既存の画像データ（例えば過去の超音波画像データ）等を含み得る。

10

【0144】

データベース108は、MLモデル106等から情報を受信し、及び／又はMLモデル106等に情報を通信することが可能な1つ又は複数のデバイスを含み得る。非限定的な実施形態又は態様では、データベース108は、前の画像捕捉（例えば、撮像デバイス102、他の超音波及び／又はRFシステム等による）からの捕捉画像データ104（例えば過去の超音波画像データ）を記憶し得る。例えば、（過去の）捕捉画像データ104は、少なくとも1つの超音波垂画像フレームを含み得る。非限定的な実施形態又は態様では、前に捕捉された画像データはデータベース108に提供されて、過去の画像データとして記憶し得る。追加又は代替として、そのような前に捕捉された画像データは、本明細書に記載のように、MLモデル106のトレーニング及び／又はテストに（例えばMLモデル106が解剖学的ランドマーク等の一般化された特徴をどの程度正確に学習したかを特定するため、どの一般化特徴がMLモデル106の強み又は弱み内にあるかを特定するため等に）使用し得る。

20

【0145】

非限定的な実施形態又は態様では、撮像デバイス102、MLモデル106、及びデータベース108は、単一の計算デバイス、単一のシステム等によって実施し得る（例えば、完全に、部分的に等）。

30

【0146】

これより図2を参照して、非限定的な実施形態又は態様による、空間画像変形を使用して機械学習ベースのAIモデルをトレーニングするシステム2000を示す。非限定的な実施形態又は態様では、システム2000は、変更エンジン200、トレーニングシステム202、変更エージェントニューラルネットワーク（NN）204、ベイジアン時間セグメンテーションネットワーク（BTNN）206、トレーニング画像208、不確実性マップ210、及びセグメンテーションマップ212を含み得る。変更エンジン200は、CNN（例えば、Wネット、Uネット、SegNet、それらの任意の組合せ等）を含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、変更エンジン200は、本明細書に記載の変更エンジン100と同じ又は同様であり得る。非限定的な実施形態又は態様では、変更エンジン200は、画像変形を使用した更なるトレーニングのために合成画像を生成し得る。例えば、変更エンジン200は、移動最小二乗変形法の一変形を使用した画像変形を用いてトレーニングするために合成画像を生成し得る。幾つかの非限定的な実施形態では、変更エンジン200は、1組の制御点及び1組の変形制御点を変更エージェントNN204から受信し得る。変更エンジン200は、トレーニングシステム202から受信した入力画像に1組の制御点及び1組の変形点を適用して、画像変形を含む合成画像を生成し得る。

40

【0147】

図2に示すように、トレーニングシステム202は、トレーニング画像208を含み、

50

出力し得る。トレーニングシステム 202 は、例えば、計算デバイス及び／又は画像データを記憶するデータ記憶デバイスを含み得る。トレーニング画像 208 は、画像のリアルタイム捕捉から取得されてもよく、又はトレーニング画像 208 は、前に捕捉され、記憶された画像であってもよい。トレーニングシステム 202 は、変更エージェント NN 204 によって生成された画像変形を用いてトレーニング画像 208 を変更するために、トレーニング画像 208 を変更エンジン 200 に通信し得る。他の非限定的な実施形態では、トレーニングシステム 202 は、トレーニングのためにトレーニング画像 208 を BTSN 206 に通信し得る。したがって、画像変形を使用して、BTSN 206 が、トレーニング画像 208 の特定の特徴を既に学習した可能性があるエリアにおいて挑戦されるように、トレーニング画像 208 をスポット変更し得る。

10

【0148】

続けて図 2 を参照すると、非限定的な実施形態又は態様によれば、変更エージェント NN 204 は、3D CNN 等の CNN であり得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、変更エージェント NN 204 は、本明細書に記載の変更エンジン 100、200、及び／又は ML モデル 106 と同じ又は同様であり得る。変更エージェント NN 204 は、複数の畳み込みブロックを含み得る。変更エージェント NN 204 は、3D 畳み込み層、バッチ正規化層、正規化線形ユニット (ReLU) 活性化、最大プーリング層等を含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、変更エージェント NN 204 は、本明細書に記載の変更エンジン 100 又は ML モデル 106 と同じ又は同様であり得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、変更エージェント NN 204 は、制御点及び変形制御点の生成に使用し得、制御点は、画像変形を用いてトレーニング画像 208 を変更するのに使用される。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、変更エージェント NN 204 は、入力トレーニング画像のコピーを作成し、変形を入力トレーニング画像のコピーに適用することにより、変形を用いて変更された新しいトレーニング画像を生成し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、変更エージェント NN 204 は、変形を適用することによって入力トレーニング画像 208 を直接変更し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、トレーニング画像 208 の非変更コピーは記憶されたままであり得る。幾つかの非限定的な実施形態では、合成画像を生成するために、変更エージェント NN 204 は、捕捉画像データのシーケンスから、画像の境界前後に第 1 の組の制御点を生成し得る。制御点を生成し、トレーニング画像 208 を変更するために、変更エージェント NN 204 は、BTSN 206 から不確実性マップを受信し得、不確実性マップは、入力画像に適用される制御点をシフトする 1 組の方向を決定し出力するのに使用し得る。各制御点は個々の方向シフトを受け取り得る。方向シフトは、直線上下及び左右方向シフト及び追加の自由度を含み得る。方向シフトに続く制御点の新しい場所を表す点は、変形制御点として含まれる。変更エージェント NN 204 は、トレーニング画像において検出された個々の解剖学的分類の前後に第 2 の組の制御点を生成し得る。変更エージェント NN 204 は 1 組の変形制御点を生成することもでき、変形制御点は、以下：

20

30

【数 1】

$$\sum_i w_i |l_v(p_i) - q_i|^2$$

40

を最小化し得る最良のアフィン変換 $l_v(x)$ を使用して画像変形を定義し、式中、 p_i は第 1 及び第 2 の組の制御点を表し、 q_i は 1 組の変形制御点を表し、 w_i は 1 組の変形重みを表し、これは評価点 v に依存する。変更エージェント NN 204 は、不確実性マップ、例えば認識性不確実性マップを入力として使用して変形制御点を生成し得る。次いで、制御点及び変形制御点をトレーニング画像 208 に適用して、変形された態様を有する新しいトレーニング画像を生成し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、移動最小二乗画像変形法を使用して、制御点、変形制御点、及び変形をトレーニング画像 208 に適用する。 $l_v(x)$ を線形変換行列 M 及び並進値 T を有するアフィン変換として表

50

すと、線形移動最小二乗変形に加重重心を使用するために、並進値を解くことができ、
【数 2】

$$T = q_* - p_* M$$

式中、
【数 3】

$$p_* = \frac{\sum_i w_i p_i}{\sum_i w_i}$$

$$q_* = \frac{\sum_i w_i q_i}{\sum_i w_i}$$

10

であり、式中、 p_* 及び q_* は、線形移動最小二乗変形に使用される加重重心である。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、制御点及び変形制御点は、トレーニング画像 208 の境界用の第 1 の制御点セット及び第 1 の変形制御点セット並びにトレーニング画像 208 内の解剖学的分類用の第 2 の制御点セット及び第 2 の変形制御点セットに分割される。トレーニング画像 208 の境界用に設計された制御点は、変形中、画像の辺が折り畳まれるのを防ぐのに使用される。境界はトレーニングプロセス全体を通して一定のままであるため、加重重心の関係は、

20

【数 4】

$$p_* = \frac{\sum_i w_i p_i + w_B p_B}{\sum_i w_i + w_B}$$

$$q_* = \frac{\sum_i w_i q_i + w_B q_B}{\sum_i w_i + w_B}$$

と書くことができる。式中、下付き B は、トレーニング画像の境界に割り当てられた制御点を指す。変形重みは、計算するのに個々の書く画像に依存しないアフィン変換を計算するための追加の値と共に、

30

【数 5】

$$w_i = \frac{1}{|p_i - v|^{2\alpha}}$$

として予め計算し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、制御点の総カウントは、変更エージェント NN 204 へのハイパーパラメータとして設定し得る。

40

【0149】

変更エージェント NN 204 は、変更エージェント NN 204 がどの程度（例えば、閾値程度まで又は閾値割合により）BTSN 206 に挑戦することができるかに基づいてトレーニングし得、これは、変更されたトレーニング画像での損失によって測定される。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、変更エージェント NN 204 は、点のランダムセットを生成し、制御点の変形方向をシグナリングすることによってトレーニングし得る。移動最小二乗画像変形は、エージェント生成点（例えば、制御点及び変形制御点）及びランダム生成点の両方で計算し得る。両セットのセグメンテーション損失を計算し得る。エージェント生成点が、低いセグメンテーション損失に繋がる場合、ランダム生成点のほうがより困難であると仮定し得る。より困難な点が、変更エージェント NN 204 をトレーニングするためのラベルとして割り当てられる。しかしながら、ランダム生成点がより

50

低い損失に繋がる場合、逆方向のエージェント生成点が、トレーニングのためのラベルとして割り当てられる。

【 0 1 5 0 】

続けて図 2 を参照すると、非限定的な実施形態又は態様によれば、B T S N 2 0 6 は、本明細書に記載の M L モデル 1 0 6 と同じ又は同様であり得る。B T S N 2 0 6 は、3 D U ネットエンコーダーデコーダーアーキテクチャのドロップアウトベースのバイズの定式化を含み得る。B T S N 2 0 6 はエンコーダ側に 4 つの畳み込みブロックを含み得、それと一致する対をデコーダ側を含み得る。各ブロックは、以下の 2 つの対が後に続く入力層を含み得る：畳み込み層、バッチ正規化、及び R e L U。各ブロックは、単一のドロップアウト層を出力層前に更に含み得る。B T S N 2 0 6 は、認識性不確実性マップに使用し得る予測平均

10

【数 6】

$$\hat{\mu}$$

、セグメンテーションマップ、及び予測分散

【数 7】

$$\hat{\sigma}^2$$

の両方に 2 つの値（以下表される）を出力し得、

【数 8】

$$[\hat{\mu}, \hat{\sigma}^2] = f^{\hat{W}}(x)$$

20

式中、f は、モデル重み

【数 9】

$$\hat{W}$$

によってパラメータ化されたベイジアン 3 D U ネットである。認識性不確実性マップは、モンテカルロドロップアウトとも呼ばれるテスト時確率的順方向パスを使用して取得され：

30

【数 1 0】

$$\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\hat{\mu}_t - \bar{\mu})^{\otimes 2}$$

式中、T はモンテカルロサンプルの総数であり、

【数 1 1】

$$\bar{\mu} = \sum_{t=1}^T \frac{\hat{\mu}_t}{T}$$

40

である。

【 0 1 5 1 】

幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、B T S N 2 0 6 は、トレーニングの入力としてトレーニング画像 2 0 8 を受信し得る。トレーニング画像 2 0 8 は、変更されたトレーニング画像又は変更前の元のトレーニング画像であり得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、B T S N 2 0 6 は、トレーニングの入力として、変更エンジン 2 0 0 から変更トレーニング画像を受信し得る。B T S N 2 0 6 は、出力として、トレーニング画像 2 0 8 又は他の変更されたトレーニング画像のセグメンテーションマップを生成し得る。B T S N 2 0 6 は、出力として不確実性マップを生成し得、これは、変更エージェント

50

NN204をトレーニングするため及び画像変更の制御点を生成するために、変更エージェントNN204に通信し得る。

【0152】

非限定的な実施形態又は態様では、不確実性マップ210は、認識性不確実性マップ、偶然性不確実性マップ等を含み得る。不確実性マップ210は、BTSN206から変更エージェントNN204に通信し得る。不確実性マップ210は、トレーニングのため及び画像変形の制御点を生成するために、入力として変更エージェントNN204に供給され得る。

【0153】

これより図3を参照して、非限定的な実施形態又は態様による、敵対的画像データ変更（例えばAIモデルを欺くように変更された画像）を使用して機械学習ベースのAIモデルをトレーニングするシステム3000を示す。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、システム3000は、変更バリエーションオートエンコーダモデル(MVAM)300、深層学習セマンティックセグメンテーションモデル(DLSSM)302、入力医療画像304、入力ノイズベクトル306、敵対的生成画像308、及びセグメンテーション出力310を含み得る。システム3000は、各ベクトル次元が画像データにおける1つの変化度を表し得るように、潜在ベクトルの形態で解きほぐされたデータ表現(disentangled data representation)を使用し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、システム3000は、機械学習ベースのAIモデルをトレーニングするようにリアルタイムで（例えば画像捕捉と同時に）使用し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、システム3000は、前に捕捉された画像データを使用して機械学習ベースのAIモデルをトレーニングするのに使用し得る。

【0154】

幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、MVAM300は、本明細書に記載の変更エンジン100、200と同じ又は同様であり得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、DLSSM302は、本明細書に記載のMLモデル106と同じ又は同様であり得る。DLSSM302は、深層学習ベースのセマンティックセグメンテーションモデルの一変形を含み得る。入力医療画像304は、本明細書に記載の捕捉画像データ104と同じ又は同様であり得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、入力医療画像304は、単一の画像、画像フレームのシーケンス、又は生の画像データを含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、入力ノイズベクトル306は複数の次元を含み得る。入力ノイズベクトル306は、他の次元から独立した次元を含み得る。入力ノイズベクトル306の各次元は、画像データにおける1つの変化度を表し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、次元は標的ドメインを表すように予め選択することができる。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、入力ノイズベクトル306の次元は、分布から引き出すことができる。敵対的生成画像308は、入力ノイズベクトル306を用いて変更された画像データを含み得る。幾つかの非限定的な実施形態では、敵対的生成画像308は、入力ノイズベクトル306の次元は分布から引き出すことができる（したがって、次元はノイズが追加されない状態を表し得る）ため、敵対的生成画像308に変更が適用されていないという点で、入力医療画像304と同じであり得る。敵対的生成画像308は、MVAM300による変更後の入力医療画像304と比較して、画像に知覚できる差違を含み得る。

【0155】

非限定的な実施形態によれば、MVAM300は、入力医療画像304及び入力ノイズベクトル306を入力として受信し得る。MVAM300は入力を復号化して、敵対的生成画像308にし得る。入力ノイズベクトル306は、解剖学的構造の形状、サイズ、撮像設定等の入力医療画像304の空間特徴を独立して変換し得る。敵対的生成画像は、トレーニングのために、入力としてDLSSM302に供給し得る。DLSSM302はセグメンテーション出力310を出力し得、これはDLSSM302のトレーニングが進むにつれてより解釈可能になり得る。

【0156】

これより図4を参照して、非限定的な実施形態又は態様による、ロボット制御と共に能動的データ変更を使用して機械学習ベースのAIモデルをトレーニングするシステム4000を示す。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、システム4000は、計算デバイス400、ロボット402、撮像デバイス404、トレーニング画像データ406、及びデータベース408を含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、計算デバイス400は、本明細書に記載の変更エンジン100と同じ又は同様であり得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、計算デバイス400は、本明細書に記載のMLモデル106と同じ又は同様であり得る。計算デバイス400は、トレーニングし得るMLモデルを含んでもよく、又はMLモデルと通信してもよい。ロボット402は、ロボットアーム、ロボットマニピュレータ、及び／又は組織410を操作（例えばプレス、変形、プッシュ、プロービング、拡張、収縮等）可能なロボットツールを含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、ロボット402は、ロボット402の移動を制御する計算デバイスを含み得る。他の非限定的な実施形態又は態様では、ロボット402は、計算デバイス400がロボット402を制御し得るように、計算デバイス400と通信する、コントローラ等の計算デバイスを含み得る。撮像デバイス404は、本明細書に記載の撮像デバイス102と同じ又は同様であり得る。トレーニング画像データ406は、本明細書に記載の捕捉画像データ104及び／又はトレーニング画像データ105と同じ又は同様であり得る。データベース408は、本明細書に記載のデータベース108と同じ又は同様であり得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、組織410は、ヒト組織、動物組織、合成組織等のスキャン中の対象の生組織又は死組織を含み得る。

10

20

【0157】

引き続き図4を参照すると、非限定的な実施形態又は態様によれば、計算デバイス400は、ガウスプロセスを適用して、トレーニング画像データ406等の入力データを処理して解析し得る。幾つかの非限定的な実施形態では、計算デバイス400は、収集されたデータ又は収集中のトレーニング画像データ406の現在の信念の平均、最良推定、不確実性、及び／又は共分散を表し得る別のプロセスを適用し得る。例えば、計算デバイス400は、最高平均、信頼上限、及び／又は予期される改善尺度を収集データに適用し得る。トレーニング画像データ406又は他の収集されたトレーニングデータ（例えば、ロボット402及び撮像デバイス404によって収集された場所データ）の信念は、所望の情報

30

【0158】

幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、ロボット402は、組織410のトレーニング画像データを自律的に取得するように構成し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、計算デバイス400は、ロボット402がトレーニング画像データを自律的に取得するようにロボット402を制御するように構成し得る。

40

【0159】

幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、最良推定及び推定の不確実性を使用しながら、ロボット402は、計算デバイス400の第1のMLモデルの現在のトレーニングドメインを表すように組織410を操作可能なようにトレーニングし得る。組織410の操作は、組織410が、計算デバイス400の第1のMLモデルが前に学習したものに類似し得るように適用し得る。例えば、第1のMLモデルがトレーニングされたサイズの動脈を学習した場合、ロボット402を使用して、撮像デバイス404を用いた更なるデータ捕捉のために、動脈をトレーニングされたサイズに縮小又は拡大し得る。幾つかの非限定

50

的な実施形態又は態様では、ロボット402は、撮像デバイス404を、第1のMLモデルがトレーニングされていない、又は追加のトレーニングが必要な組織410のエリアに移動させるように使用し得る。幾つかの非限定的な実施形態では、システム4000又は計算デバイス400は教師MLモデルを含み得る。教師MLモデルは、第1のMLモデルが望ましくない誤差を伝播し、システムに誤差閾値を越えさせる場合、第1のMLモデルを補正可能であり得る。誤差は、トレーニング画像データ406又は他の収集されたトレーニングデータにおいて第1のMLモデル又は教師MLモデルによって検出される誤差を含み得る。

【0160】

非限定的な実施形態又は態様によれば、計算デバイス400は、トレーニング画像データの画質に基づいて、収集されたトレーニング画像データのマップを作成し得る。画質は、トレーニング画像データ406の全体画質を含み得る。画質は、トレーニング画像データ406の解釈可能性を含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、計算デバイス400は、新しいトレーニング画像データ406の取得を調整し得る。トレーニング画像データ406の取得の調整は、第1のMLモデルが前に学習したものに基づいて組織410を操作するようにロボット402に指示する等の記載の方法のいずれかを含み得る。トレーニング画像データ406の取得の調整は、第1のMLモデルの弱いトレーニングドメイン又は第1のMLモデルがまだトレーニングされていない場所にあるか、に基づき得る。取得の調整は、教師MLモデルのコマンド及び／又はトレーニングのために収集されるべき所望の情報の最良推定及び推定の不確実性に基づき得る。

【0161】

これより図5を参照して、非限定的な実施形態又は態様による例示的な人工ニューラルネットワーク500（例えばUネットCNNアーキテクチャ）を示す。人工ニューラルネットワーク500は、リカレントニューラルネットワーク、フィードフォワードニューラルネットワーク、長短期記憶ニューラルネットワーク、ベイジアンネットワーク、ベイジアンニューラルネットワーク、変圧器ネットワーク、オートエンコーダネットワーク、ディープボルツマン機械、ディープ信念ネットワーク、ランダムフォレスト、ベイズランダムフォレスト、勾配ブースト回帰木、セグメンテーションネットワーク、セマンティックセグメンテーションネットワーク、ベイジアンセグメンテーションネットワーク、又はそれらの任意の組合せを含み得る。人工ニューラルネットワーク500は、3D Uネットアーキテクチャ、バッチ正規化、及びReLU活性化を含み得、エンコーダブロックの最後の層としてダウンサンプリング層を含み得る。各デコーダブロックは、エンコーダブロックにおける2対の畳み込み層、バッチ正規化層、畳み込みLSTM層、及びReLU活性化が続くアップサンプリング層を含み得る。各畳み込み層は3×3×3カーネル次元を含み得る。人工ニューラルネットワーク500は、MLモデル106、変更エンジン200、変更エージェントNN204、BTSN206、DLSSM302、及び／又は計算デバイス400によって実施（例えば、完全に、部分的に等）し得る。追加又は代替として、人工ニューラルネットワーク500は、少なくとも1つの他の計算デバイスにより及び／又はMLモデル106、変更エンジン200、変更エージェントNN204、BTSN206、DLSSM302、計算デバイス400、及び／又はロボット402とは別個であるか、又はそれ（ら）を含む（例えば、デジタル及び／又はアナログ）回路における直接実施により実施（例えば、完全に、部分的に等）し得る。

【0162】

非限定的な実施形態又は態様では、人工ニューラルネットワーク500は、Ronnebergerら著「U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation」、International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, p. 234-241 (2015)に記載のCNNと同様であり得る。

【0163】

これより図6を参照して、非限定的な実施形態又は態様による、画像取得中に生じる多様な種類の動きを扱うように機械学習ベースのAIモデルをトレーニングする方法の流れ図を示す。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、方法のステップの1つ又は複数は、変更エンジン100、変更エンジン200、変更エージェントNN204、BT SN206、MVAM300、DLSSM302、及び計算デバイス400により実行（例えば、完全に、部分的に等）し得る。変更エンジン又はAIモデルを参照する場合、本明細書における非限定的な実施形態の記載のステップが、変更エンジン100、変更エンジン200、変更エージェントNN204、BT SN206、MVAM300、DLSSM302、及び／又は計算デバイス400のいずれか1つにより実行し得ることを理解し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、方法のステップの1つ又は複数は、MLモデル106等の変更エンジン100、計算デバイス400等とは別個であるか、又はそれ（ら）を含む別のシステム、別のデバイス、別のシステム群、又は別のデバイス群により実行（例えば、完全に、部分的に等）し得る。

10

【0164】

図6に示すように、ステップ600において、方法は、本明細書に記載のように、画像データを捕捉（キャプチャ）することを含み得る。例えば、撮像デバイス102、404は、画像データを捕捉して、複数のフレームの捕捉画像データを生成し得る。捕捉画像データは、撮像デバイス102、404と組織410との間の動きに基づいて、他の画像フレームに対する画像フレームを含み得る。

【0165】

20

図6に示すように、ステップ602において、方法は、本明細書の記載のように、画像データを変更することを含み得る。例えば、変更エンジン100は捕捉画像データ（例えば、画像データ104、406等）を変更し得る。捕捉画像データを変更して、変更画像データ（例えば、トレーニング画像データ105、208、308等）を生成し得る。非限定的な実施形態又は態様では、捕捉画像データを変更することは、捕捉画像データの任意の2つのフレーム間の時間量を変更することを含み得る。捕捉画像データの任意の2つのフレーム間の時間量を変更することは、捕捉画像データの任意の2つの画像間に1つ又は複数のフレームを追加することを含み得る。1つ又は複数のフレームは、捕捉画像データからコピー若しくは削除された複製フレームであってもよく、又は新しいフレームであってもよい。代替的には、1つ又は複数のフレームは、本明細書に記載の任意の方法により生成されたフレームを含み得る。非限定的な実施形態又は態様では、捕捉画像データを変更することは、捕捉画像データからフレームのサブシーケンスを除去し、トレーニングに使用し得る、生成された画像シーケンスを作成することを含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、画像データのサブシーケンスは、1つ置きフレーム又はランダムに選択されたフレームを確率的にドロップすることによって生成し得る。例えば、トレーニング用のシーケンスは、捕捉画像データシーケンスからランダムにフレームを選択し、選択されたフレームを結合して新しいシーケンスにすることによって生成し得る。幾つかの非限定的な実施形態では、捕捉画像データを変更することは、1つ又は複数の新しいフレームのサブシーケンスを捕捉画像データのシーケンスに追加することを含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、新しいフレームは、捕捉画像データの少なくとも1つのフレームのコピー、捕捉画像データ内の他のフレームから作成された複合フレーム、他のフレーム間に見ええるように生成された補間フレーム、元の捕捉画像データに含まれていないフレーム、又はそのようなフレームの任意の組合せを含み得る。

30

40

【0166】

図6に示すように、ステップ604において、方法は、本明細書に記載のように、変更画像データに基づいてモデルをトレーニングすることを含み得る。例えば、MLモデル106（又は本明細書に記載の任意の他のAIモデル）は、MLモデル106への入力として変更エンジン100から変更画像データ（例えばトレーニング画像データ105）を受信することにより、変更エンジン100を用いてトレーニングし得る。

50

【0167】

これより図7を参照して、非限定的な実施形態又は態様による、医療撮像中、多様な種類の組織外観を扱うように機械学習ベースのAIモデルをトレーニングする方法の流れ図を示す。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、方法のステップの1つ又は複数は、変更エンジン100、撮像デバイス102、変更エンジン200、変更エージェントNN204、BT SN206、MV AM300、DLSSM302、及び計算デバイス400により実行（例えば、完全に、部分的に等）し得る。変更エンジン又はAIモデルを参照する場合、本明細書における非限定的な実施形態の記載のステップが、変更エンジン100、変更エンジン200、変更エージェントNN204、BT SN206、MV AM300、DLSSM302、及び／又は計算デバイス400のいずれか1つにより実行し得ることを理解し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、方法のステップの1つ又は複数は、MLモデル106等の変更エンジン100、計算デバイス400等とは別個であるか、又はそれ（ら）を含む別のシステム、別のデバイス、別のシステム群、又は別のデバイス群により実行（例えば、完全に、部分的に等）し得る。

10

【0168】

図7に示すように、ステップ700において、方法は、本明細書に記載のように、画像データを捕捉することを含み得る。例えば、撮像デバイス102、404は、一連のトレーニング医療画像として画像データを捕捉し得る。一連の画像は、シーケンス中に複数の画像フレームを含み得る。捕捉画像データは、撮像デバイス102、404と組織410との間の動きに基づいて他の画像フレームに対する画像フレームを含み得る。

20

【0169】

図7に示すように、ステップ702において、方法は、捕捉画像データの各フレーム前後及び本明細書に記載のように捕捉された複数のフレーム中のフレームの少なくともサブセットの各フレーム中の分類された各オブジェクト前後に1組の制御点を生成することを含み得る。例えば、変更エンジン100は、フレームのサブシーケンス中の各フレームの境界前後に1組の制御点を生成し得る。境界及び分類されたオブジェクトの両方での1組の制御点内の制御点の数は各々、1組の制御点を生成するモデルのハイパーパラメータによって設定し得る。制御点セットは、捕捉画像データを変形させてトレーニング画像データを生成するのに使用し得る。制御点セットは、1組のランダムに生成された点に対するセグメンテーション損失を計算することによって不確実性マップを生成するのに使用し得る。

30

【0170】

図7に示すように、ステップ704において、方法は、捕捉画像データの各フレーム前後及び本明細書に記載のように捕捉された複数のフレーム中のフレームの少なくともサブセットの各フレーム中の分類された各オブジェクト前後に1組の変形制御点を生成することを含み得る。例えば、変更エンジン100は、画像フレームの変形を画定する1組の変形制御点をフレームのサブシーケンス中の各フレームに生成し得る。変形制御点は、アフィン変換に基づいて生成し得る。

【0171】

図7に示すように、ステップ706において、方法は、幾何学的変形をフレームに提供して、新しいトレーニング画像を生成することを含み得る。例えば、変更エンジン100はフレームの新しいサブシーケンスを生成し得、各フレームは、1組の制御点及び1組の変形制御点に基づいてフレームの変形部分を含む。幾つかの非限定的な実施形態では、変更エンジンは、捕捉画像データ104が変更されるように歪みを捕捉画像データ104に直接適用して、トレーニング画像データ105を生成し得る。歪みをフレームに適用することは、移動最小二乗画像変形法を使用し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、歪みは並進値によって部分的に定義し得る。

40

【0172】

図7に示すように、ステップ708において、方法は、新しいトレーニング画像に基づいてモデルをトレーニングすることを含み得る。例えば、変更エンジン100は、変形フ

50

レームの新しいサブシーケンス（例えば、トレーニング画像データ105）をトレーニングのための入力としてMLモデル106に送信し得る。

【0173】

これより図8を参照して、非限定的な実施形態又は態様による、トレーニング中に新しいトレーニング画像データを取得することにより、医療撮像中に多様な種類及び／又は組織の外観を扱うように機械学習ベースのAIモデルをトレーニングする方法の流れ図を示す。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、方法のステップの1つ又は複数は、変更エンジン100、撮像デバイス102、変更エンジン200、変更エージェントNN204、BT SN206、MVAM300、DLSSM302、及び計算デバイス400により実行（例えば、完全に、部分的に等）し得る。変更エンジン又はAIモデルを参照する場合、本明細書における非限定的な実施形態の記載のステップが、変更エンジン100、変更エンジン200、変更エージェントNN204、BT SN206、MVAM300、DLSSM302、及び／又は計算デバイス400のいずれか1つにより実行し得ることを理解し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、方法のステップの1つ又は複数は、MLモデル106等の変更エンジン100、計算デバイス400等とは別個であるか、又はそれ（ら）を含む別のシステム、別のデバイス、別のシステム群、又は別のデバイス群により実行（例えば、完全に、部分的に等）し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、図8に示す方法は、AIモデルをトレーニングするためにリアルタイムで反復的に繰り返すことができる。

【0174】

図8に示すように、ステップ800において、方法は、本明細書に記載のロボット402を用いて画像データを捕捉することを含み得る。例えば、ロボット402は、対象の画像データを自律的に捕捉するように構成し得る。ロボット402は、1つ又は複数の計算デバイス及び1つ又は複数のAIモデルと通信し得る。ロボット402は、対象に対して撮像デバイスを移動させることによって画像データを捕捉し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、ロボット402は、ロボット402と通信する計算デバイスの調整に基づいて、対象上の場所で画像データを捕捉するように移動し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、ロボット402は、捕捉画像データの外観を変えて所望のトレーニング画像データを取得するように対象を自律的、物理的に操作することにより画像データを捕捉し得る。

【0175】

図8に示すように、ステップ802において、方法は、トレーニング画像データの画質を査定することを含み得る。例えば、画質は、トレーニング画像データがロボット402及び撮像デバイスにより取得されるにつれて、リアルタイムで査定し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、画質は、画像データが捕捉及び／又は記憶された後、ロボット402と通信する計算デバイス（例えば計算デバイス400）によって非同期で査定し得る。画質を査定することは、捕捉画像データの解釈可能性を査定することを含み得る。

【0176】

図8に示すように、ステップ804において、方法は、トレーニング画像データのマップを作成することを含み得る。例えば、マップは、トレーニング画像データの画質に基づいて作成し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、マップは平均マップ又は不確実性マップを含み得る。

【0177】

図8に示すように、ステップ806において、方法は、ロボットによる新しいトレーニング画像データの取得を調整することを含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、ロボット402による新しいトレーニング画像データの取得を調整することは、計算デバイス400が、入力としてマップを受信することを含み得る。計算デバイス400は、マップからの測定値を使用して、新しいトレーニング画像データを取得するためにロボット402を駆動すべき場所を決定し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では

、計算デバイス400は、トレーニングされたモデルが既に知っていること又は前に学習したことに基づいて、新しいトレーニング画像データの取得を調整し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、計算デバイス400は、現在のトレーニングドメイン外のドメインに基づいて新しいトレーニング画像データの取得を調整し得る。現在のトレーニングドメイン外のドメインは、モデルがまだトレーニングされていない任意の画像特徴を含み得る。

【0178】

これより図9を参照して、非限定的な実施形態又は態様による、医療画像取得中に生じる多様な種類の変化を扱うように機械学習ベースのAIモデルをトレーニングする方法の流れ図を示す。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、方法のステップの1つ又は複数は、変更エンジン100、撮像デバイス102、変更エンジン200、変更エージェントNN204、BT SN206、MVAM300、DLSSM302、及び計算デバイス400により実行（例えば、完全に、部分的に等）し得る。変更エンジン又はAIモデルを参照する場合、本明細書における非限定的な実施形態の記載のステップが、変更エンジン100、変更エンジン200、変更エージェントNN204、BT SN206、MVAM300、DLSSM302、及び／又は計算デバイス400のいずれか1つにより実行し得ることを理解し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、方法のステップの1つ又は複数は、MLモデル106等の変更エンジン100、計算デバイス400等とは別個であるか、又はそれ（ら）を含む別のシステム、別のデバイス、別のシステム群、又は別のデバイス群により実行（例えば、完全に、部分的に等）し得る。

【0179】

図9に示すように、ステップ920において、方法は、本明細書に記載のように画像データを捕捉することを含み得る。ステップ922において、方法は、少なくとも1つの潜在ベクトル表現を決定することを含み得る。潜在ベクトル表現を決定することは、標的ドメインに基づいて潜在ベクトル表現を決定することを含み得る。標的ドメインは、トレーニングされたモデルが既に学習したものよりも困難であることを見なすことができる。標的ドメインは、トレーニング中のモデルの現在のトレーニングドメイン外のドメインを含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、潜在ベクトルは、ボトルネック層を有するエンコーダーデコーダーアーキテクチャを含むCNN等のAIモデルを使用して、画像データから導出し得る。ボトルネック層は、画像データを処理するとき、特徴マップを生成し得、特徴マップは、潜在ベクトル表現を導出するための潜在空間として使用し得る。

【0180】

図9に示すように、ステップ924において、方法は、潜在ベクトル表現及び捕捉画像データをバリエーションオートエンコーダモデル（例えばMVAM300）に入力することを含み得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、潜在ベクトル表現及び捕捉画像データは、ベクトル表現が関連付けられた単一の画像として入力し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、潜在ベクトル表現及び捕捉画像データは、各フレームに対応するベクトル表現のシーケンスと共に、捕捉画像データのフレームのシーケンスとして入力し得る。幾つかの非限定的な実施形態又は態様では、潜在ベクトル表現は、潜在ベクトル表現の他の個々の次元における変化から独立し得る個々に次元を含む。

【0181】

図9に示すように、ステップ926において、方法は、バリエーションオートエンコーダモデル（例えばMVAM300）を使用して潜在ベクトル表現及び捕捉入力データを敵対的画像データに復号化することを含み得る。例えば、MVAM300は、捕捉画像データを符号化し、潜在ベクトル表現の次元を捕捉画像データに適用し得る。MVAM300は次いで、潜在ベクトル表現で変更された捕捉画像データを新しいトレーニング画像データに復号化し得、これは、AIモデルをトレーニングするために敵対的画像データとして使用し得る。幾つかの非限定的な実施形態では、潜在ベクトル表現が捕捉画像データに適用される場合、潜在ベクトルの種々の次元及び／又は表現は、入力捕捉画像データの異なる空間特徴を独立して変換し得る。

【0182】

図9に示すように、ステップ928において、方法は、敵対的画像データに基づいてAIモデル（例えばDLSSM302）をトレーニングすることを含み得る。例えば、潜在ベクトル表現で変更された可能性がある捕捉画像データのエリアでトレーニングするために、敵対的画像データのフレームシーケンスをAIモデルに入力し得る。

【0183】

これより図10を参照して、非限定的な実施形態によるデバイス900の構成要素例の図を示す。デバイス900は、例として、変更エンジン100、200、MLモデル106、変更エージェントNN204、MVAM300、DLSSM302、計算デバイス400、及び／又はロボット402に対応し得る。幾つかの非限定的な実施形態では、そのようなシステム又はデバイスは、少なくとも1つのデバイス900及び／又はデバイス900の少なくとも1つの構成要素を含み得る。構成要素の数及び配置は一例として提供される。幾つかの非限定的な実施形態では、デバイス900は、図10に示されるものと比べて追加の構成要素、より少数の構成要素、異なる構成要素、又は異なって配置された構成要素を含み得る。追加又は代替として、デバイス900の1組の構成要素（例えば1つ又は複数の構成要素）は、デバイス900の別の組の構成要素によって実行されるものとして記載される1つ又は複数の機能を実行し得る。

【0184】

図10に示すように、デバイス900は、バス902、プロセッサ904、メモリ906、記憶構成要素908、入力構成要素910、出力構成要素912、及び通信インタフェース914を含み得る。バス902は、デバイス900の構成要素間で通信できるようにする構成要素を含み得る。幾つかの非限定的な実施形態では、プロセッサ904は、ハードウェア、ファームウェア、又はハードウェアとソフトウェアとの組合せで実施し得る。例えば、プロセッサ904は、プロセッサ（例えば、中央演算処理装置（CPU）、グラフィックス処理ユニット（GPU）、アクセラレーテッド処理ユニット（APU）等）、マイクロプロセッサ、デジタル信号プロセッサ（DSP）、及び／又は機能を実行するようにプログラムすることができる任意の処理構成要素（例えば、フィールドプログラマブルゲートアレイ（FPGA）、特定用途向け集積回路（ASIC）等）を含み得る。メモリ906は、ランダムアクセスメモリ（RAM）、読み取り専用メモリ（ROM）、及び／又はプロセッサ904により使用されるように情報及び／又は命令を記憶する別の種類のダイナミック又はスタティック記憶装置（例えば、フラッシュメモリ、磁気メモリ、光学メモリ等）を含み得る。

【0185】

引き続き図10を参照すると、記憶構成要素908は、デバイス900の動作及び使用に関連する情報及び／又はソフトウェアを記憶し得る。例えば、記憶構成要素908は、ハードディスク（例えば、磁気ディスク、光ディスク、磁気光学ディスク、固体状態ディスク等）及び／又は別の種類のコンピュータ可読媒体を含み得る。入力構成要素910は、デバイス900がユーザ入力（例えば、タッチスクリーンディスプレイ、キーボード、キーパッド、マウス、ボタン、スイッチ、マイクロホン等）等を介して情報を受信できるようにする構成要素を含み得る。追加又は代替として、入力構成要素910は情報を検知するセンサ（例えば、全地球測位システム（GPS）構成要素、加速度計、ジャイロスコープ、アクチュエータ等）を含み得る。出力構成要素912は、デバイス900から出力情報を提供する構成要素（例えば、ディスプレイ、スピーカ、1つ又は複数の発光ダイオード（LED）等）を含み得る。通信インタフェース914は、デバイス900が有線接続、無線接続、又は有線接続と無線接続との組合せ等を介して他のデバイスと通信できるようにする送受信機のような構成要素（例えば、送受信機、別個の受信機及び送信機等）を含み得る。通信インタフェース914は、デバイス900が別のデバイスに情報を提供し及び／又は情報を別のデバイスに提供できるようにし得る。例えば、通信インタフェース914は、Ethernetインタフェース、光学インタフェース、同軸インタフェース、赤外線インタフェース、無線周波数（RF）インタフェース、ユニバーサルシリアル

10

20

30

40

50

バス（USB）インタフェース、Wi-Fi（登録商標）インタフェース、セルラネットワークインタフェース等を含み得る。

【0186】

デバイス900は、本明細書に記載の1つ又は複数のプロセスを実行し得る。デバイス900は、メモリ906及び／又は記憶構成要素908等のコンピュータ可読媒体により記憶されたソフトウェア命令を実行するプロセッサ904に基づいてこれらのプロセスを実行し得る。コンピュータ可読媒体は任意の非一時的メモリデバイスを含み得る。メモリデバイスは、単一の物理的な記憶装置の内部にあるメモリ空間又は複数の物理的記憶装置にわたり拡散したメモリ空間を含む。ソフトウェア命令は、別のコンピュータ可読媒体又は別のデバイスから通信インタフェース914を介してメモリ906及び／又は記憶構成要素908に読み込むことができる。実行されると、メモリ906及び／又は記憶構成要素908に記憶されたソフトウェア命令は、プロセッサ904に本明細書に記載の1つ又は複数のプロセスを実行させることができる。追加又は代替として、ハードワイヤード回路をソフトウェア命令の代わりに又はソフトウェア命令と組み合わせて使用して、本明細書に記載の1つ又は複数のプロセスを実行し得る。したがって、本明細書に記載の実施形態は、ハードウェア回路とソフトウェアとのいかなる特定の組合せにも限定されない。「プログラム又は構成される」という用語は、本明細書で使用される場合、1つ又は複数のデバイスでのソフトウェア、ハードウェア回路、又はそれらの任意の組合せの構成を指す。

10

【0187】

例示を目的として実施形態を詳細に説明したが、そのような詳細が単に例示を目的とし、本開示が開示された実施形態に限定されず、逆に、本開示が、添付の特許請求の範囲の趣旨及び範囲内にある変更形態及び均等な構成を網羅することを意図することを理解されたい。例えば、本開示が、可能な限り、任意の実施形態の1つ又は複数の特徴を任意の他の実施形態の1つ又は複数の特徴と組み合わせることができることを企図することを理解されたい。

20

30

40

50

【国際調査報告】

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/US 21/59356

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER IPC - A61B 6/00, G06T 7/33 (2022.01) CPC - G06T 7/0012, G06T 7/33, A61B 6/504, A61B 6/487, A61B 6/481, A61B 6/545, G06T 7/0016, A61B 6/5211		
According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC		
B. FIELDS SEARCHED		
Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols) See Search History document		
Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched See Search History document		
Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used) See Search History document		
C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT		
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X — Y	WO 2017/149310 A1 (THE UNIVERSITY COURT OF THE UNIVERSITY OF EDINBURGH), 08 September 2017 (08.09.2017), entire document	1-5, 7-11 and 19 6 and 12-18
Y	US 2018/0042566 A1 (Siemens Healthcare GmbH), 15 February 2018 (15.02.2018), entire document	6 and 12-18
A	US 2010/0165087 A1 (Corso et al.), 01 July 2010 (01.07.2010), entire document	1-19
A	US 2005/0025355 A1 (Simard et al.), 03 February 2005 (03.02.2005), entire document	1-19
☐ Further documents are listed in the continuation of Box C. ☐ 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 "D" document cited by the applicant in the international application "E" earlier application or patent but published on or after the international filing date "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) "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 "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 "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 "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 "&" document member of the same patent family		
Date of the actual completion of the international search 03 March 2022		Date of mailing of the international search report MAR 17 2022
Name and mailing address of the ISA/US Mail Stop PCT, Attn: ISA/US, Commissioner for Patents P.O. Box 1450, Alexandria, Virginia 22313-1450 Facsimile No. 571-273-8300		Authorized officer Kari Rodriguez Telephone No. PCT Helpdesk: 571-272-4300

Form PCT/ISA/210 (second sheet) (July 2019)

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/US 21/59356

Box No. II Observations where certain claims were found unsearchable (Continuation of item 2 of first sheet)

This international search report has not been established in respect of certain claims under Article 17(2)(a) for the following reasons:

1. ☐ Claims Nos.:
because they relate to subject matter not required to be searched by this Authority, namely:
2. ☐ Claims Nos.:
because they relate to parts of the international application that do not comply with the prescribed requirements to such an extent that no meaningful international search can be carried out, specifically:
3. ☒ Claims Nos.: 30-32
because they are dependent claims and are not drafted in accordance with the second and third sentences of Rule 6.4(a).

Box No. III Observations where unity of invention is lacking (Continuation of item 3 of first sheet)

This International Searching Authority found multiple inventions in this international application, as follows:

— (See Continuation in Supplemental Box) —

1. ☐ As all required additional search fees were timely paid by the applicant, this international search report covers all searchable claims.
2. ☐ As all searchable claims could be searched without effort justifying additional fees, this Authority did not invite payment of additional fees.
3. ☐ As only some of the required additional search fees were timely paid by the applicant, this international search report covers only those claims for which fees were paid, specifically claims Nos.:
4. ☒ No required additional search fees were timely paid by the applicant. Consequently, this international search report is restricted to the invention first mentioned in the claims; it is covered by claims Nos.:
Claims 1-19

Remark on Protest

- ☐ The additional search fees were accompanied by the applicant's protest and, where applicable, the payment of a protest fee.
- ☐ The additional search fees were accompanied by the applicant's protest but the applicable protest fee was not paid within the time limit specified in the invitation.
- ☐ No protest accompanied the payment of additional search fees.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/US 21/59356

Continuation of:

Box III. Observations where unity of invention is lacking

This application contains the following inventions or groups of inventions which are not so linked as to form a single general inventive concept under PCT Rule 13.1. In order for all inventions to be searched, the appropriate additional search fees must be paid.

Group I - Claims 1-19 are directed to a method/system/product for training a machine-learning-based artificial intelligence model to handle diverse types of motions occurring during image acquisition.

Group II - Claims 20-26, 33-46 are directed to a method/system/product for training a machine-learning-based artificial intelligence model to handle diverse types of tissue appearances during medical imaging.

Group III - Claims 27-29 are directed to a method for training a machine-learning-based artificial intelligence model to handle diverse types of tissue appearances during medical imaging.

Group IV - Claims 47-84 are directed to a method/system/product for coordinating acquisition of new training image data.

Group V - Claims 85-93 are directed to a method/system/product of training a machine-learning-based artificial intelligence using latent vector representation.

The inventions listed as Groups I-V do not relate to a single general inventive concept under PCT Rule 13.1 because, under PCT Rule 13.2, they lack the same or corresponding special technical features for the following reasons:

Special Technical Features:

The invention of Group I included the features of modifying the captured image data, resulting in modified image data, by at least one of: altering an amount of time between any two frames of the captured image data; removing a subsequence of frames from the captured image data; and adding a subsequence of one or more new frames to the captured image data, each of the one or more new frames comprising at least one of: a copy of at least one frame of the captured image data, a composite frame created from other frames in the captured image data, an interpolated frame generated to appear between other frames in the captured image data, a frame that is not included in the captured image data, or any combination thereof, not required by any other group.

The invention of Group II included the features of generating a set of control points around each frame and each classified object in each frame of at least a subset of frames of the plurality of frames; generating a set of deformed control points for each frame of the at least a subset of frames with a convolutional neural network based on the set of control points and an uncertainty map; applying geometric distortions to each frame of the at least a subset of frames based on the set of deformed control points to generate new training images, not required by any other group.

The invention of Group III included the features of augmenting the training medical images into new training images, wherein differing distortions are targeted at different parts within individual frames of the series of training medical images and/or videos; computing the distortions interactively during AI learning based on an automatic assessment of at least one of: which parts of a training image are less challenging to be visually understood by the AI in comparison to parts that are more challenging to be visually understood by the AI at that moment in training; and/or a degree to which the AI is challenged by each of different parts of a training image at that moment in training, not required by any other group.

The invention of Group IV included the features of assessing an image quality of the training image data in real-time as the training image data is acquired by the robot; creating at least one map of the training image data based on the image quality of the training image data; and coordinating acquisition of new training image data by the robot based on the at least one map of the training image data, not required by any other group.

The invention of Group V included the features of determining at least one latent vector representation; inputting the at least one latent vector representation and the captured image data into a variational autoencoder model; decoding, with the variational autoencoder model, the at least one latent vector representation and the captured image data into adversary image data, not required by any other group.

--- continued in next sheet ---

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/US 21/59356

--- continued from previous sheet ---

Common Technical Features

Groups I-V share the features of capturing a series of training medical images using an imaging device.

Groups I and V share the features of the captured image data comprising motion between the imaging device and the tissue.

Groups II-III share the features of applying distortions to each new training image of the new training images.

Groups I-III and V share the features of training, with a computing device, a machine-learning-based AI model based on the training images.

However, the shared technical features do not represent a contribution over prior art as being obvious over US 2010/0165087 A1 to Corso et al. (hereinafter Corso), 01 July 2010 (01.07.2010) in view of US 2005/0025355 A1 to Simard et al. (hereinafter Simard), 03 February 2005 (03.02.2005).

Corso teaches capturing a series of training medical images using an imaging device (para [0057]- the capture module includes USB support, automatic white balancing, adjustment of image capture parameters (exposure time, frame rate and gain), and functionality for saving an image series to a disk); the captured image data comprising motion between the imaging device and the tissue (para [0003]- the motion of the endoscope with respect to the interior surface of the cavity that occurred between successive high clarity dewarped images).

Simard teaches applying distortions to each new training image of the new training images (para [0062]-[0065]- multiplying displacement(s) by a scalar value, resulting in further elastic distortion of the initial image); training, with a computing device, a machine-learning-based AI model based on the training images (para [0010], [0066]- generate training data via elastic distortion(s) and let the learning algorithm infer corresponding transformation invariance by repetitively training the learning algorithm with distorted pattern(s); generated labeled training data is thereafter delivered to a classifier 106 for training such classifier).

As the common features were known in the art at the time of the invention, this cannot be considered a common technical feature that would otherwise unify the groups. Therefore, Groups I-V lack unity under PCT Rule 13.

Note: Claim 59 lacks clarity, since claim 457 from which it depends on does not exist. Claim 59 is assumed to depend from claim 57.

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

アメリカ合衆国ペンシルベニア州、ピッツバーグ、メドー、ハイツ、ドライブ、102

Fターム (参考) 5L096 BA06 BA13 CA02 EA33 GA30 HA11 KA04