

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 公開特許公報(A)

(11) 特許出願公開番号

特開2020-75104  
(P2020-75104A)

(43) 公開日 令和2年5月21日(2020.5.21)

(51) Int. Cl. F 1 テーマコード (参考)  
A 6 1 B 8/06 (2006.01) A 6 1 B 8/06 4 C 6 O 1

審査請求 未請求 請求項の数 20 O L 外国語出願 (全 39 頁)

<p>(21) 出願番号 特願2019-182879 (P2019-182879)</p> <p>(22) 出願日 令和1年10月3日 (2019.10.3)</p> <p>(31) 優先権主張番号 16/154, 202</p> <p>(32) 優先日 平成30年10月8日 (2018.10.8)</p> <p>(33) 優先権主張国・地域又は機関 米国 (US)</p>	<p>(71) 出願人 390041542 ゼネラル・エレクトリック・カンパニー アメリカ合衆国、ニューヨーク州 123 45、スケネクタデー、リバーロード、1 番</p> <p>(74) 代理人 100115462 弁理士 小島 猛</p> <p>(74) 代理人 100151286 弁理士 澤木 亮一</p> <p>(72) 発明者 レナート・ケシュト イスラエル、3508510、ハイファ、 ナティーヴ・ハ=オル・ストリート・ナン バー1、ジーイー・メディカル・システム ズ・イスラエル・リミテッド</p> <p style="text-align: right;">最終頁に続く</p>
--	--

(54) 【発明の名称】 超音波心臓ドップラー検査の自動化

(57) 【要約】 (修正有)

【課題】 医用画像処理のための改善された機械学習システムおよび方法を提供する。

【解決手段】 超音波心臓ドップラー検査システムの試験分類部1060は、画像のキャプチャを容易にする画像キャプチャ部1062、ドップラースペクトルを記録するドップラースペクトルレコーダ1070、及び少なくとも1つのニューラルネットワークを使用してドップラースペクトルを処理し、検査タイプ分類間の第1の確率分布を生成し、少なくとも1つのニューラルネットワークを使用して画像を処理し、検査タイプ分類間の第2の確率分布を生成し、かつ第1の確率分布と第2の確率分布を組み合わせる検査タイプを推論することによって、ドップラースペクトルに関連する検査タイプを推論する検査タイプ推論部1072を含む。

【選択図】 図10B

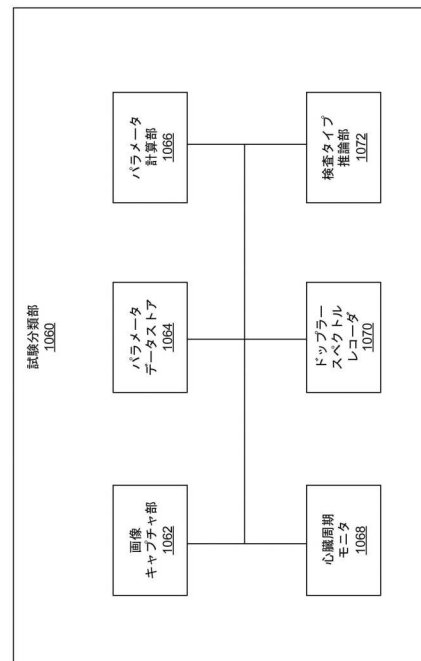


FIG. 10B

## 【特許請求の範囲】

## 【請求項 1】

ターゲットの二次元超音波画像または B モード画像 ( 1 3 2 0 ) の少なくとも 1 つのキャプチャを容易にする画像キャプチャ部 ( 1 0 6 2 ) と、

前記ターゲットのキャプチャされたドップラースペクトル ( 1 2 0 2 ) を記録するドップラースペクトルレコーダ ( 1 0 7 0 ) と、

少なくとも、

少なくとも 1 つのニューラルネットワーク ( 1 4 1 2、1 4 1 4、1 4 1 6、1 4 2 0 ) を使用して前記ドップラースペクトル ( 1 2 0 2 ) を処理し、複数の検査タイプ分類間の第 1 の確率分布を生成し、

前記少なくとも 1 つのニューラルネットワーク ( 1 4 1 2、1 4 1 4、1 4 1 6、1 4 2 0 ) を使用して前記二次元超音波画像または前記 B モード画像 ( 1 3 2 0 ) の前記少なくとも 1 つを処理し、複数の検査タイプ分類間の第 2 の確率分布を生成し、かつ

検査タイプ分類の前記第 1 の確率分布と検査タイプ分類の前記第 2 の確率分布を組み合わせる検査タイプ ( 1 1 2 0 ) を推論する

ことによって、前記ドップラースペクトル ( 1 2 0 2 ) に関連する前記検査タイプ ( 1 1 2 0 ) を推論する検査タイプ推論部 ( 1 0 7 2 ) と

を備える、ドップラー検査分類システム ( 1 4 0 0 ) 。

## 【請求項 2】

前記二次元超音波画像または前記 B モード画像 ( 1 3 2 0 ) の前記少なくとも 1 つの解剖学的位置を示すゲート座標 ( x、y ) を計算するパラメータ計算部 ( 1 0 6 6 ) をさらに含む、請求項 1 に記載のシステム ( 1 4 0 0 ) 。

## 【請求項 3】

前記パラメータ計算部 ( 1 0 6 6 ) が、以下

## 【数 1】

$$x = \frac{\langle \text{フォーカス深度} \rangle - \langle \text{最小スキャン深度} \rangle}{\langle \text{最大スキャン深度} \rangle - \langle \text{最小スキャン深度} \rangle}$$

## 【数 2】

$$y = \frac{1}{2} + \frac{\langle \text{フォーカスチルト} \rangle}{\langle \text{絞り} \rangle}$$

によってゲート座標 ( x、y ) を計算する、請求項 2 に記載のシステム ( 1 4 0 0 ) 。

## 【請求項 4】

前記ターゲットの心臓周期 ( 1 3 3 2、1 3 3 4、1 3 3 6 ) を記憶する心臓周期モニタ ( 1 0 6 8 ) をさらに含み、前記心臓周期 ( 1 3 3 2、1 3 3 4、1 3 3 6 ) が、前記キャプチャされたドップラースペクトル ( 1 2 0 2 ) を複数のドップラーセグメントにセグメント化し、各ドップラーセグメントが、ニューラルネットワーク ( 1 4 1 2、1 4 1 4、1 4 1 6、1 4 2 0 ) のセットを使用して処理される、請求項 1 に記載のシステム ( 1 4 0 0 ) 。

## 【請求項 5】

前記複数のドップラーセグメントが前記ニューラルネットワーク ( 1 4 1 2、1 4 1 4、1 4 1 6、1 4 2 0 ) のセットによって処理される前に前記複数のドップラーセグメントをフィルタリングする高速フーリエ変換フィルタ ( 1 4 3 2、1 4 3 4、1 4 3 6 ) をさらに含む、請求項 4 に記載のシステム ( 1 4 0 0 ) 。

10

20

40

50

**【請求項 6】**

ニューラルネットワーク(1412、1414、1416、1420)のセットを使用して前記複数のドップラーセグメントを前記処理することが、複数の第1の確率分布を生成することであり、前記複数の第1の確率分布の各々が、前記複数のドップラーセグメントの1つに対応し、前記複数の第1の確率分布が、平均化され、前記第2の確率分布と組み合わせられる平均の第1の確率分布を提供する、請求項4に記載のシステム(1400)。

**【請求項 7】**

前記二次元超音波画像または前記Bモード画像(1320)の前記少なくとも1つが、前記少なくとも1つのニューラルネットワーク(1412、1414、1416、1420)を使用して処理する前にサイズ変更される、請求項1に記載のシステム(1400)。

10

**【請求項 8】**

実行されると、少なくとも1つのプロセッサ(1912)に、少なくとも、少なくとも1つのニューラルネットワーク(1412、1414、1416、1420)を使用してスキャンされたドップラースペクトル(1202)を処理し、複数の検査タイプ分類間の第1の確率分布を生成し、

前記少なくとも1つのニューラルネットワーク(1412、1414、1416、1420)を使用して二次元超音波画像またはBモード画像(1320)の少なくとも1つを処理し、複数の検査タイプ分類間の第2の確率分布を生成し、かつ

20

検査タイプ分類の前記第1の確率分布と検査タイプ分類の前記第2の確率分布を組み合わせる前記スキャンされたドップラースペクトル(1202)に関連する検査タイプ(1120)を推論させる

命令を含む、コンピュータ可読記憶媒体。

**【請求項 9】**

前記命令が、実行されると、前記少なくとも1つのプロセッサ(1912)に、前記二次元超音波画像または前記Bモード画像(1320)の前記少なくとも1つの解剖学的位置を示すゲート座標(x、y)を計算させる、請求項8に記載のコンピュータ可読記憶媒体。

**【請求項 10】**

前記命令が、実行されると、前記少なくとも1つのプロセッサ(1912)に、前記ターゲットの心臓周期(1332、1334、1336)に基づいてドップラースペクトル(1202)を複数のドップラーセグメントにセグメント化させる、請求項8に記載のコンピュータ可読記憶媒体。

30

**【請求項 11】**

前記命令が、実行されると、前記少なくとも1つのプロセッサ(1912)に、高速フーリエ変換を使用して前記複数のドップラーセグメントをフィルタリングさせる、請求項10に記載のコンピュータ可読記憶媒体。

**【請求項 12】**

前記少なくとも1つのニューラルネットワーク(1412、1414、1416、1420)を使用して前記複数のドップラーセグメントを前記処理することが、複数の第1の確率分布を生成することであり、前記複数の第1の確率分布の各々が、前記複数のドップラーセグメントの1つに対応し、前記命令が、実行されると、前記少なくとも1つのプロセッサ(1912)に、前記複数の第1の確率分布を平均化し、前記第2の確率分布と組み合わせられる平均の第1の確率分布を提供させる、請求項10に記載のコンピュータ可読記憶媒体。

40

**【請求項 13】**

前記命令が、実行されると、前記少なくとも1つのプロセッサ(1912)に、前記少なくとも1つのニューラルネットワーク(1412、1414、1416、1420)を使用して処理する前に前記二次元超音波画像または前記Bモード画像(1320)の前記

50

少なくとも1つをサイズ変更させる、請求項8に記載のコンピュータ可読記憶媒体。

【請求項14】

少なくとも1つのプロセッサ(1912)を使用して、少なくとも1つのニューラルネットワーク(1412、1414、1416、1420)を使用してスキャンされたドップラスペクトル(1202)を処理し、複数の検査タイプ分類間の第1の確率分布を生成することと、

前記少なくとも1つのプロセッサ(1912)を使用して、前記少なくとも1つのニューラルネットワーク(1412、1414、1416、1420)を使用して二次元超音波画像またはBモード画像(1320)の少なくとも1つを処理し、複数の検査タイプ分類間の第2の確率分布を生成することと、

前記少なくとも1つのプロセッサ(1912)を使用して、検査タイプ分類の前記第1の確率分布と検査タイプ分類の前記第2の確率分布を組み合わせて前記スキャンされたドップラスペクトル(1202)に関連する検査タイプ(1120)を推論することとを含む、コンピュータ実装方法(1600)。

【請求項15】

前記二次元超音波画像または前記Bモード画像(1320)の前記少なくとも1つの解剖学的位置を示すゲート座標(x、y)を計算することをさらに含む、請求項14に記載の方法(1600)。

【請求項16】

前記ターゲットの心臓周期に基づいてドップラスペクトル(1202)を前記複数のドップラセグメントにセグメント化することをさらに含む、請求項14に記載の方法(1600)。

【請求項17】

高速フーリエ変換を使用して前記複数のドップラセグメントをフィルタリングすることをさらに含む、請求項16に記載の方法(1600)。

【請求項18】

前記少なくとも1つのニューラルネットワーク(1412、1414、1416、1420)を使用して前記複数のドップラセグメントを前記処理することが、複数の第1の確率分布を生成することであり、前記複数の第1の確率分布の各々が、前記複数のドップラセグメントの1つに対応し、前記方法(1600)が、前記複数の第1の確率分布を平均化し、前記第2の確率分布と組み合わせられる平均の第1の確率分布を提供することを含む、請求項16に記載の方法(1600)。

【請求項19】

前記少なくとも1つのニューラルネットワーク(1412、1414、1416、1420)を使用して処理する前に前記二次元超音波画像または前記Bモード画像(1320)の前記少なくとも1つをサイズ変更することをさらに含む、請求項14に記載の方法(1600)。

【請求項20】

前記検査タイプ(1120)に基づいて、前記複数のドップラセグメントで形成されたドップラスペクトル(1202)への処理アルゴリズムまたはモデルの少なくとも1つの適用を容易にすることをさらに含む、請求項14に記載の方法(1600)。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本開示は、一般に、改善された撮像システムに関し、より具体的には、医用画像処理のための改善された機械学習システムおよび方法に関する。

【背景技術】

【0002】

心臓ドップラ超音波検査により心臓を通る血流の分析が可能になり、これにより医師は、非侵襲的に心臓機能(収縮期および/または拡張期機能を含む)を評価したり、かつ

10

20

30

40

50

／または血管閉塞を発見したりすることが可能になる。二次元画像のシーケンスが得られるBモード組織超音波スキャンとは対照的に、ドップラースキャンは、特定のポイントまたはビーム方向の情報を提供することができる。ドップラースキャン出力は、関心のあるポイントおよび／または方向を通る移動速度のスペクトルである。現在、システムは取得されたドップラーデータを処理する方法を決定するためのドップラー検査のタイプを識別することができないため、ドップラースキャン処理を自動化することができない。

【発明の概要】

【0003】

ある特定の例は、改善された画像データ処理のためのシステムおよび方法を提供する。

【0004】

ある特定の例は、ターゲットの二次元超音波画像またはBモード画像の少なくとも1つのキャプチャを容易にする画像キャプチャ部を含む、ドップラー検査分類システムを提供する。例示的なシステムは、ターゲットのキャプチャされたドップラースペクトルを記録するドップラースペクトルレコーダを含む。例示的なシステムは、少なくとも、少なくとも1つのニューラルネットワークを使用してドップラースペクトルを処理し、複数の検査タイプ分類間の第1の確率分布を生成し、少なくとも1つのニューラルネットワークを使用して二次元超音波画像またはBモード画像の少なくとも1つを処理し、複数の検査タイプ分類間の第2の確率分布を生成し、かつ検査タイプ分類の第1の確率分布と検査タイプ分類の第2の確率分布を組み合わせることで検査タイプを推論することによって、ドップラースペクトルに関連する検査タイプを推論する検査タイプ推論部を含む。

【0005】

ある特定の例は、実行されると、少なくとも1つのプロセッサに、少なくとも、少なくとも1つのニューラルネットワークを使用してスキャンされたドップラースペクトルを処理し、複数の検査タイプ分類間の第1の確率分布を生成し、少なくとも1つのニューラルネットワークを使用して二次元超音波画像またはBモード画像の少なくとも1つを処理し、複数の検査タイプ分類間の第2の確率分布を生成し、かつ検査タイプ分類の第1の確率分布と検査タイプ分類の第2の確率分布を組み合わせることでドップラースキャンに関連する検査タイプを推論させる命令を含むコンピュータ可読記憶媒体を提供する。

【0006】

ある特定の例は、少なくとも1つのプロセッサを使用して、少なくとも1つのニューラルネットワークを使用してスキャンされたドップラースペクトルを処理し、複数の検査タイプ分類間の第1の確率分布を生成することと、少なくとも1つのプロセッサを使用して、少なくとも1つのニューラルネットワークを使用して二次元超音波画像またはBモード画像の少なくとも1つを処理し、複数の検査タイプ分類間の第2の確率分布を生成することと、少なくとも1つのプロセッサを使用して、検査タイプ分類の第1の確率分布と検査タイプ分類の第2の確率分布を組み合わせることでスキャンされたドップラースペクトルに関連する検査タイプを推論することとを含む、コンピュータ実装方法を提供する。

【図面の簡単な説明】

【0007】

【図1】本明細書に開示される方法、装置、および製造物品を適用することができる例示的な撮像システムを示す図である。

【図2】本明細書に開示される方法、装置、および製造物品を適用することができる例示的な撮像システムを示す図である。

【図3】例示的な学習ニューラルネットワークの図である。

【図4】畳み込みニューラルネットワークとしての例示的なニューラルネットワークの特定の実装態様を示す図である。

【図5】ニューラルネットワークの例示的な実装態様の図である。

【図6A】画像を処理および／または評価するための学習ネットワークを適用するための例示的な構成を示す図である。

【図6B】複数の学習ネットワークの組み合わせを示す図である。

10

20

30

40

50

【図 7】学習ネットワークの例示的な訓練および展開段階を示す図である。

【図 8】訓練されたネットワークパッケージを活用して深層学習製品を提供する、例示的な製品を示す図である。

【図 9 A】様々な深層学習デバイス構成を示す図である。

【図 9 B】様々な深層学習デバイス構成を示す図である。

【図 9 C】様々な深層学習デバイス構成を示す図である。

【図 10 A】例示的な超音波撮像自動化プロセスを示す図である。

【図 10 B】試験分類部の例示的な実装態様を示す図である。

【図 11】検査タイプとドップラースキャンパラメータとの間の例示的な関係を示す図である。

10

【図 12】例示的な超音波デバイスのインターフェース画面を示す図である。

【図 13】撮像検査分類分析のための超音波撮像デバイスに関して提供される入力データおよび関連する出力の例を示す図である。

【図 14】撮像検査タイプを分類するための例示的な分類システムを示す図である。

【図 15】例示的なドップラー検査分類結果の表である。

【図 16】ドップラー画像検査分類のための例示的な方法のフロー図である。

【図 17】ドップラー画像検査分類のための例示的な方法のフロー図である。

【図 18】ドップラー画像検査分類のための例示的な方法のフロー図である。

【図 19】本明細書に開示および説明される構成要素を実現するために例示的な機械可読命令を実行するように構成された、プロセッサプラットフォームのブロック図である。

20

【発明を実施するための形態】

【0008】

図は、一定の縮尺ではない。可能な限り、同じ参照番号が、同一または同様の部分を指すために、図面および付随の書面による説明の全体を通して使用される。

【0009】

以下の詳細な説明では、本明細書の一部を形成する添付の図面を参照し、そこでは実施され得る特定の例を例示として示している。これらの例は、本主題の実施を当業者にとって可能にするように十分に詳細に説明されているが、他の例も利用可能であり、本開示の主題の範囲から逸脱することなく論理的、機械的、電気的、および他の変更が可能であることを、理解すべきである。したがって、以下の詳細な説明は、例示的な実装態様を説明するために提示されており、本開示に記載される主題の範囲を限定するものと解釈されるべきではない。以下の説明の異なる態様からのある特定の特徴を組み合わせ、以下で説明される主題のさらなる新たな態様を形成することができる。

30

【0010】

本開示の様々な実施形態の要素を導入するとき、冠詞「1つの(a)」、「1つの(an)」、「前記(the)」、および「前記(said)」は、1つまたは複数の要素があることを意味するものである。「備える(comprising)」、「含む(including)」、および「有する(having)」という用語は、包括的であることを意図し、列挙された要素以外にもさらなる要素が存在してもよいことを意味する。

【0011】

ある特定の例は、医療またはヘルスケアシステムの文脈で以下に説明されるが、他の例は、医療環境の外で実現することができる。例えば、非破壊試験、爆発物検出などの非医用撮像にある特定の例を適用することができる。

40

【0012】

## I. 概要

撮像デバイス(例えば、ガンマカメラ、陽電子放射断層撮影(PET)スキャナ、コンピュータ断層撮影(CT)スキャナ、X線装置、磁気共鳴(MR)撮像装置、超音波スキャナなど)は、疾患を診断および/または治療するために身体の部分(例えば、臓器、組織など)を表す医用画像(例えば、医用画像におけるネイティブデジタル撮像および通信(DICOM))を生成する。医用画像視覚化ソフトウェアは、臨床医が医用画像の様々

50

な場所で機能的または解剖学的特徴をセグメント化、注釈付け、測定、および/または報告することを可能にする。いくつかの例では、臨床医は、医用画像視覚化ソフトウェアを利用して、医用画像で関心のある領域を識別することができる。

【 0 0 1 3 】

医用画像データの取得、処理、分析、および記憶は、ヘルスケア環境における患者の診断および治療において重要な役割を果たす。医用撮像ワークフローおよびそのワークフローに参与するデバイスは、医用撮像ワークフローおよびデバイスの動作中に構成、監視、および更新することができる。医用撮像ワークフローおよびデバイスの構成、監視、および更新を支援するために、機械学習を使用することができる。

【 0 0 1 4 】

機械学習技術は、それが深層学習ネットワークであろうと他の経験的/観察的学習システムであろうと、例えば、画像内の対象物を位置特定し、音声を理解し、音声をテキストに変換し、検索エンジン結果の関連性を改善するために使用することができる。深層学習は、一連のアルゴリズムを使用して、線形および非線形変換を含む複数の処理層を有するディープグラフを使用して、データにおける高レベル抽象化をモデル化する機械学習のサブセットである。多くの機械学習システムは、機械学習ネットワークの学習および更新によって修正されるべき初期の特徴および/またはネットワーク重みでシードされるが、深層学習ネットワークは、それ自体を分析のための「良好な」特徴を識別するように訓練する。多層アーキテクチャを使用すると、深層学習技術を用いる機械は、従来の機械学習技術を使用する機械よりも良好に生データを処理することができる。高度に相関する値または弁別的テーマのグループのデータの検討は、異なる評価または抽象化の層を使用して容易にされる。

【 0 0 1 5 】

本明細書および特許請求の範囲を通して、以下の用語は、文脈上他に明確に指示されない限り、本明細書に明示的に関連する意味をとる。「深層学習」という用語は、複数のデータ処理層を利用してデータセット内の様々な構造を認識し、データセットを高精度で分類する機械学習技術である。深層学習ネットワークは、複数の入力および出力に基づいてパターンを学習する訓練ネットワーク(例えば、訓練ネットワークモデルまたはデバイス)とすることができる。深層学習ネットワークは、訓練ネットワークから生成され、入力に応答して出力を提供する展開されたネットワーク(例えば、展開されたネットワークモデルまたはデバイス)とすることができる。

【 0 0 1 6 】

「教師あり学習」という用語は、機械が人間のソースから既に分類されたデータを提供される深層学習訓練方法である。「教師なし学習」という用語は、機械が既に分類されたデータを与えられていないが、機械を異常検出に有用なものにする深層学習訓練方法である。「半教師あり学習」という用語は、機械と利用可能な分類されていない大量のデータとを比較して、人間のソースからの少量の分類データが機械に提供される深層学習訓練方法である。

【 0 0 1 7 】

「表現学習」という用語は、生データを機械学習タスクで活用することができる表現または特徴に変換するための方法の分野である。教師あり学習では、ラベル付き入力を介して特徴が学習される。

【 0 0 1 8 】

「畳み込みニューラルネットワーク」または「CNN」という用語は、データセット内の関連対象物および領域の検出、セグメンテーション、および認識のために深層学習で使用される、相互接続されたデータの生物学から触発されたネットワークである。CNNは、複数の配列の形で生データを評価し、一連の段階でデータを分割し、学習された特徴のデータを検討する。

【 0 0 1 9 】

畳み込みニューラルネットワークの代替として、完全に接続されたニューラルネットワ

10

20

30

40

50

ークが存在する。完全に接続されたニューラルネットワークは、すべてのノードが次の層のすべての他のノードに接続される隠れ層を含む。逆に、スパース層ニューラルネットワークは、いくつかの入力およびいくつかの出力のみに接続される隠れ層を含む。完全に接続されたニューラルネットワークでは、隠れ層の各ノードまたはニューロンは、ネットワークの前の層のすべてのノード/ニューロンから入力を受け取り、ノードと層との間に密な接続を形成する。

#### 【 0 0 2 0 】

「転移学習」という用語は、第1のものと同じまたは同様の性質の別の問題を解決するために、1つの問題を適切にまたは不適切に解決するために使用される情報を記憶する機械のプロセスである。転移学習は、「誘導学習」としても知られている。転移学習は、例えば、以前のタスクからのデータを利用することができる。

10

#### 【 0 0 2 1 】

「アクティブラーニング」という用語は、機械が、外部エンティティによって選ばれた例を受動的に受け取るのではなく、訓練データを受け取る一連の例を選択する機械学習のプロセスである。例えば、機械が学習するにつれて、機械は、外部の人間の専門家または外部システムのみに依存して例を識別して提供するのではなく、機械が学習に最も役立つと決定する例を選択することができる。

#### 【 0 0 2 2 】

「コンピュータ支援検出」または「コンピュータ支援診断」という用語は、可能な診断を示唆するために医用画像を分析するコンピュータを指す。

20

#### 【 0 0 2 3 】

##### 深層学習および他の機械学習

深層学習は、機械に生データを与え、データ分類に必要な表現を決定することを可能にする表現学習方法を用いる機械学習技術の一種である。深層学習は、深層学習機械の内部パラメータ（例えば、ノード重み）を変更するために使用される逆伝搬アルゴリズムを使用してデータセット内の構造を確認する。深層学習機械は、様々な多層アーキテクチャおよびアルゴリズムを利用することができる。例えば、機械学習ではネットワークの訓練に使用される特徴の識別が必要であるが、深層学習では生データを処理し、外部識別なしで関心のある特徴を識別する。

#### 【 0 0 2 4 】

ニューラルネットワーク環境における深層学習は、ニューロンと呼ばれる多数の相互接続されたノードを含む。外部ソースから活性化された入力ニューロンは、機械パラメータによって支配される他のニューロンへの接続に基づいて他のニューロンを活性化する。ニューラルネットワークは、それ自体のパラメータに基づいてある特定の方法で挙動する。学習は、ニューラルネットワークが所望の方法で挙動するように、機械パラメータを修正し、拡張によって、ネットワークのニューロン間の接続を修正する。

30

#### 【 0 0 2 5 】

畳み込みニューラルネットワークを利用する深層学習は、畳み込みフィルタを使用してデータをセグメント化し、データの学習された観察可能な特徴を位置特定して識別する。CNNアーキテクチャの各フィルタまたは層は、入力データを変換してデータの選択性および不変性を向上させる。データの抽象化により、機械は、分類しようとしているデータの特徴に集中し、無関係の背景情報を無視することが可能となる。

40

#### 【 0 0 2 6 】

深層学習は、多くのデータセットに低レベル特徴を含む高レベル特徴が含まれているという理解に基づいて動作する。画像を検討する際、例えば、対象物を探すのではなく、検索している対象物を形成する部分を形成するモチーフを形成するエッジを探す方が効率的である。これらの特徴の階層は、音声およびテキストなどの多くの異なるデータ形式で見ることができる。

#### 【 0 0 2 7 】

学習された観察可能な特徴は、教師あり学習中に機械によって学習された対象物および

50

定量化可能な規則を含む。十分に分類されたデータの大きなセットを備えた機械は、新しいデータを成功裏に分類するために特徴を識別し、抽出することに優れている。

【 0 0 2 8 】

転移学習を利用する深層学習機械は、データの特徴を人間の専門家によって確認されたある特定の分類に適切に結び付けることができる。逆に、同じ機械は、人間の専門家による誤った分類を与えられた場合、分類のためのパラメータを更新する可能性がある。例えば、設定および/または他の構成情報は、設定および/または他の構成情報の学習された使用によって導くことができ、システムが（例えば、繰り返しおよび/または複数のユーザによって）より多く使用される場合、所与の状況では、設定および/または他の構成情報に関する多数の変動および/または他の可能性を減らすことができる。

10

【 0 0 2 9 】

例示的な深層学習ニューラルネットワークは、例えば、一組の専門家によって分類されたデータについて訓練することができる。このデータのセットはニューラルネットワークの第1のパラメータを構築し、これは教師あり学習の段階となる。教師あり学習の段階の間、所望の挙動が達成されたかどうかをニューラルネットワークで試験することができる。

【 0 0 3 0 】

所望のニューラルネットワーク挙動が達成されると（例えば、指定された閾値に従って動作するように機械が訓練されたなど）、機械を使用するために展開することができる（例えば、「リアル」データなどで機械を試験する）。動作中、ニューラルネットワーク分類は、ニューラルネットワーク挙動を改善し続けるために（例えば、専門家ユーザ、専門家システム、参照データベースなどによって）確認または拒否することができる。次いで、例示的なニューラルネットワークは、転移学習の状態になり、ニューラルネットワーク挙動を決定する分類のためのパラメータが進行中の相互作用に基づいて更新される。ある特定の例では、ニューラルネットワークは、別のプロセスに直接フィードバックを提供することができる。ある特定の例では、ニューラルネットワークは、（例えば、クラウドなどを介して）バッファリングされ、別のプロセスに提供される前に検証されるデータを出力する。

20

【 0 0 3 1 】

畳み込みニューラルネットワーク（CNN）を使用した深層学習機械は、画像分析に使用することができる。CNN分析の段階は、自然画像、コンピュータ支援診断（CAD）などにおける顔認識に使用することができる。

30

【 0 0 3 2 】

高品質の医用画像データは、X線、コンピュータ断層撮影（CT）、分子撮像およびコンピュータ断層撮影（MICT）、磁気共鳴画像（MRI）などの1つまたは複数の撮像モダリティを使用して取得することができる。医用画像品質は、画像を生成する機械によっては影響を受けないが、患者の影響を受けることが多い。患者がMRI中に動くことで、例えば、正確な診断を妨げる可能性のあるぼやけた画像またはゆがんだ画像を生成することがある。

【 0 0 3 3 】

医用画像の解釈は、品質に関係なく、まだ発展途上である。医用画像は主に医師によって解釈されるが、これらの解釈は主観的であり、医師の現場での経験および/または疲労の状態によって影響を受けるであろう。機械学習による画像分析は、医療専門家のワークフローをサポートすることができる。

40

【 0 0 3 4 】

深層学習機械は、例えば、画像品質および分類に関する画像分析を改善するためのコンピュータ支援検出サポートを提供することができる。しかしながら、深層学習機械を医学分野に適用する場合に直面する問題により、しばしば多数の誤った分類が引き起こされる。深層学習機械は、例えば、小さな訓練データセットを克服し、反復的な調整を必要としない。

50

## 【 0 0 3 5 】

最小限の訓練を行った深層学習機械を使用して、例えば、医用画像の品質を決定することができる。半教師ありおよび教師なしの深層学習機械を使用して、画像の質的側面を定量的に測定することができる。例えば、画像の品質が診断用として十分であるかどうかを決定するために、画像が取得された後に深層学習機械を利用することができる。教師あり深層学習機械は、コンピュータ支援診断にも使用することができる。教師あり学習は、例えば、誤分類に対する影響の受けやすさを軽減するのに役立つ。

## 【 0 0 3 6 】

深層学習機械は、教師あり訓練において利用することができる小さなデータセットに対処するために、医師との対話時に転移学習を利用することができる。これらの深層学習機械は、訓練および転移学習を通じて、時間の経過と共にコンピュータ支援診断を改善することができる。

10

## 【 0 0 3 7 】

## I I . 実施例

## 例示的な撮像システムおよび方法

本明細書に記載の方法、装置、および製造物品は、様々なヘルスケアおよび非ヘルスケアシステムに適用することができる。1つの特定の例では、本明細書に記載の方法、装置、および製造物品は、超音波撮像システムの構成要素、構成、および動作に適用することができる。図1～図2は、本明細書に開示される方法、装置、および製造物品を適用することができる超音波撮像スキャナ装置の例示的な実装態様を示す。

20

## 【 0 0 3 8 】

例示的な超音波診断装置100が、図1に示されている。例示的な装置100は、超音波プローブ110、送受信ビームフォーマ120、エコーデータ処理ユニット130、表示制御ユニット140、表示ユニット150、操作ユニット160、制御ユニット170、およびスピーカ180を含む。

## 【 0 0 3 9 】

例示的な超音波プローブ110は、配列状に配置された複数の超音波トランスデューサ（図示せず）を含む。超音波トランスデューサ配列は、超音波をターゲットに送信し、代わりにターゲットからエコー信号を受け取る。送受信ビームフォーマ120は、制御ユニット170からの制御信号に基づいて超音波プローブ110に電気信号を供給し、指定されたパラメータを使用して超音波プローブ110から超音波を送信する。送受信ビームフォーマ120は、指定されたパラメータを使用して、超音波プローブ110で受け取られたエコー信号に増幅、アナログ/デジタル(A/D)変換、位相調整加算などの信号処理を行う。送受信ビームフォーマ120は、処理されたエコーデータをエコーデータ処理ユニット130に出力する。送受信ビームフォーマ120は、Bモード、ドップラーモード、およびカラードップラーモードなどの撮像モードに従って送受信パラメータを構成する。

30

## 【 0 0 4 0 】

ある特定の例では、エコーデータ処理ユニット130は、Bモード処理ユニットと、ドップラー処理ユニットとを含む。ある特定の例では、エコーデータ処理ユニット130は、カラードップラー処理ユニットも含むことができる。エコーデータ処理ユニット130は、送受信ビームフォーマ120から出力されたエコーデータに対して対数圧縮および包絡線検波などのBモード処理を行うことによって、Bモードデータを生成する。カラードップラー処理ユニットは、直交検波、移動目標指示(MTI)フィルタ処理、および自己相関処理などのカラードップラー処理を行うことによって、カラードップラーデータを生成する。ドップラー処理ユニットは、エコーデータに対してドップラー処理を行い、血流などの流速スペクトルを取得する（例えば、ドップラー処理機能）。

40

## 【 0 0 4 1 】

表示制御ユニット140は、スキャンコンバータを使用して、エコーデータ処理ユニット130から出力されたデータをスキャンにより超音波画像データに変換する。表示制御

50

ユニット140は、表示ユニット150に超音波画像データに基づく超音波画像を表示させる。エコーデータ処理ユニット130は、Bモード処理ユニットから取得されたBモードデータ、ドップラー処理ユニットから取得されたドップラースペクトルデータ、およびカラードップラー処理ユニットから取得されたカラードップラーデータを出力する。超音波画像データは、Bモード画像データ、ドップラー画像データ、およびカラードップラー画像データを含む。表示制御ユニット140は、Bモードデータに基づくBモード画像、ドップラースペクトルデータに基づくドップラー画像、およびカラードップラーデータに基づくカラードップラー画像を表示する。例示的な表示ユニット150は、例えば、液晶ディスプレイ(LCD)またはブラウン管(CRT)を含む。例示的な操作ユニット160は、キーボード/キーパッド、ポインティングデバイス、および/またはオペレータが命令または情報を入力するための他のインターフェースを含む。例示的な制御ユニット170は、中央処理装置(CPU)および/または他のプロセッサを含む。例示的な制御ユニット170は、記憶ユニットに記憶された制御プログラムを読み取り、超音波診断装置100の構成要素のための機能を行う。例示的なスピーカ180は、エコーデータ処理ユニット130から出力された信号に基づいてドップラー音を出力する。

#### 【0042】

図2は、例示的なエコーデータ処理ユニット130のドップラー処理ユニット200の例示的な実装態様を示す。図2に示すように、ドップラー処理ユニット200は、直交検波ユニット210、ウォールフィルタユニット220、メモリ230、高速フーリエ変換(FFT)処理ユニット240、信号推定ユニット250、逆高速フーリエ変換(IFFT)処理ユニット260、およびオーディオ処理ユニット270を含む。

#### 【0043】

図2の例では、送受信ビームフォーマ120は、データをドップラー処理ユニット200に入力する。例えば、データは、最初に直交検波ユニット210に入力される。直交検波ユニット210は、入力データに対して直交検波を行う。ウォールフィルタユニット220は、データをフィルタリングしてドップラーデータを生成する。ウォールフィルタユニット220から出力されたドップラーデータは、メモリ230に記憶される。

#### 【0044】

ある特定の例では、メモリ230は、スライディングリングバッファ(sliding ring-buffer)として実現されるか、またはそれと同等である。例えば、データD1、D2、D3、D4、D5などのグループは、FFT処理のためにメモリ230から読み取られる。次いで、データは、FFT処理ユニット240に入力される。FFT処理ユニット240は、メモリ230から供給されたデータに対してFFT処理を行い、ドップラースペクトルデータを生成する。欠落部分推定がドップラースペクトルデータに対して行われない場合、FFT処理ユニット240は、ドップラースペクトルデータを表示制御ユニット140およびIFFT処理ユニット260に出力する。欠落部分推定がドップラースペクトルデータに対して行われる場合、FFT処理ユニット240は、ドップラースペクトルデータを信号推定ユニット250に出力する。例えば、FFT処理ユニット240は、表示制御ユニット140およびIFFT処理ユニット260へのドップラースペクトルデータの出力を、信号推定ユニット250へのドップラースペクトルデータの出力から分離する。

#### 【0045】

信号推定ユニット250は、ドップラースペクトルデータの欠落部分を推定する(例えば、信号推定機能を使用して)。ドップラースペクトルデータの欠落部分は、Bモードまたはカラードップラーモードでの超音波送受信が行われ、ドップラーモードでの超音波送受信が行われない期間中に発生する可能性がある。信号推定ユニット250は、例えば、外挿プロセスを使用してドップラースペクトルデータの欠落部分を推定する。例えば、信号推定ユニット250は、ドップラースペクトルデータのある特定の周波数スペクトルにおける平均周波数の時間的変化に基づいて、外挿プロセスを行う。信号推定ユニット425によって欠落情報が外挿推定により補完された後、ドップラースペクトルデータは、表

10

20

30

40

50

示制御ユニット140およびIFFT処理ユニット260に出力される。

【0046】

表示制御ユニット140は、信号推定ユニット250および/またはFFT処理ユニット240から供給されるドップラースペクトルデータに基づいて生成されたドップラー画像を表示ユニット150に表示させる。IFFT処理ユニット260は、信号推定ユニット250および/またはFFT処理ユニット240から供給されたドップラースペクトルデータに対してIFFTプロセスを行う。IFFT処理されたデータは、オーディオ処理ユニット270に出力される。オーディオ処理ユニット270は、IFFT処理ユニット260から供給されたデータに対してオーディオプロセスを行い、信号をスピーカ180に出力する。スピーカ180は、ドップラー音を出力する。上述したように、信号推定ユニット250は、ドップラー音が信号推定ユニット250から出力されたドップラースペクトルデータに基づいて出力されても、欠落部分を遅延なく補完する外挿プロセスを行う。したがって、ドップラー音を遅延なく出力することができる。信号推定ユニット250がプロセスを行わない場合、ウォールフィルタユニット220は、データをオーディオ処理ユニット270に供給し、ドップラー音を出力することができる。

10

【0047】

多くの例では、ユーザは、超音波スキャン装置100を使用してドップラースキャンを行うが、行われた検査の種類またはタイプを示していない。例えば、スキャンが音波検査者によって行われ、心臓専門医による将来の測定および診断のために保存されると、心臓専門医は、検査タイプの構成を忘れることがよくある。撮像検査のタイプまたは種類がユーザによって示されないと、システム100はどの測定をどのアルゴリズムで行うかを知らないため、超音波装置100は測定の自動化を行うことができない。

20

【0048】

心臓ドップラー超音波検査により心臓を通る血流の分析が可能になり、これにより医師は、非侵襲的に心臓の機能（例えば、収縮期および/または拡張期機能を含む）を評価したり、かつ/または血管閉塞を発見したりすることが可能になる。画像の二次元（2D）シーケンスが得られる組織（Bモード）超音波スキャンとは異なり、ドップラースキャンは、一度に1つの特定のポイントまたはビーム方向の情報を提供することができる。ドップラースキャンの出力は、関心のあるポイント/方向を通る移動速度のスペクトルである。

30

【0049】

医師などのユーザは、様々なドップラースキャン検査の1つまたは複数を行うことを決定することができ、ドップラースキャン検査は、心臓内の関心のあるポイントの位置および/または方向の角度に部分的に依存する。医師が患者を検討することができる関心のある位置/ポイント/場所の一部は、異なる心臓弁（例えば、僧帽弁、三尖弁、大動脈など）、心臓組織（例えば、僧帽弁輪の基部における中隔、側方、前および下点など）、動脈/静脈（例えば、肺静脈、左心室流出路など）などである。関心のある方向は、例えば、これらの関心のあるポイントを通過することができる。ドップラー検査のタイプは、関心のある流れの方向にも依存する。例えば、関心のある流れの方向は、生理学的な血流、異常な反対方向の流れ（「逆流」と呼ばれる）などに従うことができる。

40

【0050】

上記を考慮して、ドップラー超音波検査のいくつかのタイプは、大動脈弁逆流（AR）、大動脈弁流出（AVO）、左心室流出路（LVOT）、僧帽弁逆流（MR）、僧帽弁流入（MVI）、肺動脈弁流出（PVO）、肺静脈（Pulm Vein）、右心室流出路（RVOT）、側方組織ドップラー流入（LAT）、中隔組織ドップラー流入（SEP）、右心室組織ドップラー流入（RV）、三尖弁逆流（TR）、および三尖弁流入（TVI）を含む。

【0051】

心臓ドップラー超音波検査は、多くの場合、医師/音波検査者がドップラースキャンスペクトルで1つまたは複数の測定を行うことで終了する。測定は、臨床的に関連する測定

50

と測定自体の視覚的な選択を含み、典型的には、例えば、手動の速度ピーク/勾配検出および/または速度エンベロップトレースを伴う。

#### 【0052】

ある特定の例は、超音波撮像システム（例えば、心血管超音波撮像システム）および関連するアルゴリズムを提供し、上記の測定の一部またはすべてを自動的に行う。例えば、GE Vivid S70（商標）、Vivid E95（商標）、およびVivid IQ（商標）超音波システムは、自動トレース能力、ならびにE波とA波のピーク速度検出およびE波減速勾配抽出を提供する。臨床的に関連する測定、ならびに自動化アルゴリズムは、実施されるドップラー検査のタイプ（上に列挙）に依存する。例えば、MVIの場合、医師は、E/Aピーク比（例えば、拡張期機能障害または他の病態の診断に使用される）に関心があることがよくある。しかしながら、LVOTの場合、例えば、エンベロップトレースの下の面積（例えば、心拍出量の算出用）が重要である。

10

#### 【0053】

##### 例示的な学習ネットワークシステム

図3は、例示的な学習ニューラルネットワーク300の図である。例示的なニューラルネットワーク300は、層320、340、360、および380を含む。層320および340は、ニューラル接続部330と接続されている。層340および360は、ニューラル接続部350と接続されている。層360および380は、ニューラル接続部370と接続されている。データは、入力312、314、316を介して入力層320から出力層380および出力390へと順方向に流れる。

20

#### 【0054】

層320は、図3の例では、複数のノード322、324、326を含む入力層である。層340および360は、隠れ層であり、図3の例では、ノード342、344、346、348、362、364、366、368を含む。ニューラルネットワーク300は、図示されているよりも多くのまたは少ない隠れ層340および360を含むことができる。層380は、出力層であり、図3の例では、出力390を有するノード382を含む。各入力312~316は、入力層320のノード322~326に対応し、入力層320の各ノード322~326は、隠れ層340の各ノード342~348への接続部330を有する。隠れ層340の各ノード342~348は、隠れ層360の各ノード362~368への接続部350を有する。隠れ層360の各ノード362~368は、出力層380への接続部370を有する。出力層380は、例示的なニューラルネットワーク300からの出力を提供する出力390を有する。

30

#### 【0055】

接続部330、350、および370のうち、ある特定の例示的な接続部332、352、372に追加の重みを与えることができる一方で、他の例示的な接続部334、354、374には、ニューラルネットワーク300におけるより軽い重みを与えることができる。入力ノード322~326は、例えば、入力312~316を介して入力データを受け取ることによって活性化される。隠れ層340および360のノード342~348および362~368は、接続部330および350をそれぞれ介するネットワーク300におけるデータの順方向の流れによって活性化される。出力層380のノード382は、隠れ層340および360において処理されたデータが接続部370を介して送られた後に活性化される。出力層380の出力ノード382が活性化されたとき、ノード382は、ニューラルネットワーク300の隠れ層340および360で達成された処理に基づいて適切な値を出力する。

40

#### 【0056】

図4は、畳み込みニューラルネットワーク400としての例示的なニューラルネットワーク300の特定の実装態様を示す。図4の例に示すように、入力310は、入力310を処理して第2の層340に伝搬する第1の層320に提供される。入力310は、第2の層340でさらに処理され、第3の層360に伝搬される。第3の層360は、出力層e80に提供されるデータをカテゴリ化する。より具体的には、図4の例に示すように、

50

畳み込み 4 0 4 (例えば、 $5 \times 5$  畳み込みなど) が第 1 の層 3 2 0 において入力 3 1 0 (例えば、 $3 \times 3 \times 3$  データ入力など) の一部またはウィンドウ (「受容野」とも呼ばれる) 4 0 2 に適用され、特徴マップ 4 0 6 (例えば、 $(6 \times) 2 \times 2 \times 2$  特徴マップなど) を提供する。畳み込み 4 0 4 は、入力 3 1 0 からの要素を特徴マップ 4 0 6 にマッピングする。第 1 の層 3 2 0 はまた、縮小された特徴マップ 4 1 0 (例えば、 $(6 \times) 1 \times 1 \times 1$  特徴マップなど) を生成するためにサブサンプリング (例えば、 $2 \times 2$  サブサンプリングなど) を提供する。特徴マップ 4 1 0 は、畳み込み 4 1 2 を経て、第 1 の層 3 2 0 から第 2 の層 3 4 0 に伝搬され、そこで特徴マップ 4 1 0 は拡張特徴マップ 4 1 4 (例えば、 $(1 \times 6 \times) 1 \times 1 \times 1$  特徴マップなど) となる。第 2 の層 3 4 0 におけるサブサンプリング 4 1 6 の後、特徴マップ 4 1 4 は、縮小された特徴マップ 4 1 8 (例えば、 $(1 \times 6 \times) 4 \times 5$  特徴マップなど) となる。特徴マップ 4 1 8 は、畳み込み 4 2 0 を経て、第 3 の層 3 6 0 に伝搬され、そこで特徴マップ 4 1 8 は、例えば、畳み込みされた層 4 2 2 への接続部 4 2 6 を有する N 個のカテゴリ 4 2 4 の出力層を形成する分類層 4 2 2 となる。

#### 【 0 0 5 7 】

他の例では、完全に接続されたニューラルネットワークなどの畳み込みニューラルネットワークの代替手段を用いて、特徴を抽出し、かつ/またはメトリックを定量化することができる。完全に接続されたニューラルネットワークでは、ネットワークの層のすべての入力は、それぞれの層のすべての出力にマッピングされる。対照的に、CNN の畳み込み層は、移動ウィンドウのみを出力にマッピングする。

#### 【 0 0 5 8 】

図 5 は、ニューラルネットワーク 5 0 0 の例示的な実装態様の図である。ニューラルネットワーク 5 0 0 は、1 つまたは複数のマトリックス 5 0 2 を形成する入力画像および/または非画像パラメータ (例えば、画像ピクセルおよび/またはデバイスパラメータと組み合わされた係数など) を受け取り、層 5 0 4 のマトリックスを抽象化して学習された特徴 5 1 0 ~ 5 2 2 を識別する。第 2 の層 5 3 0 において、マトリックスは、複数の画像 5 3 0 ~ 5 3 8 に変換され、画像 5 3 0 ~ 5 3 8 において、学習された特徴 5 1 0 ~ 5 2 2 は各々、それぞれのサブ画像 5 3 0 ~ 5 3 8 において強調される。マトリックス 5 3 0 ~ 5 3 8 は、マトリックス 5 4 0 ~ 5 4 8 の関心のある特徴 5 1 0 ~ 5 2 2 に焦点を合わせるようにさらに処理される。結果として得られるマトリックス 5 4 0 ~ 5 4 8 は、次に、マトリックス 5 4 0 ~ 5 4 8 のうちの関心のある特徴 5 1 0 ~ 5 2 2 を含む部分 5 5 0 ~ 5 5 4 を分離するためにマトリックス 5 4 0 ~ 5 4 8 のサイズを縮小する層を通して処理される。ニューラルネットワーク 5 0 0 の出力 5 5 0 ~ 5 5 4 は、最後の非出力層から値を受け取り、最後の非出力層から受け取ったデータに基づいてマトリックスを分類する。ある特定の例では、ニューラルネットワーク 5 0 0 は、層、学習された特徴、および出力などの多くの異なる変形を含んでもよい。

#### 【 0 0 5 9 】

図 6 A は、画像を処理および/または評価するための学習 (例えば、機械学習、深層学習など) ネットワークを適用するための例示的な構成 6 0 0 を示す。機械学習は、画像取得、画像再構成、画像分析/診断などを含む様々なプロセスに適用することができる。図 6 A の例示的な構成 6 0 0 に示すように、生データ 6 1 0 (例えば、X 線、コンピュータ断層撮影、超音波、磁気共鳴などの撮像スキャナ、スキャナから得られた超音波生データなどの生データ 6 1 0) は、学習ネットワーク 6 2 0 に供給される。

#### 【 0 0 6 0 】

図 7 は、深層学習または他の機械学習ネットワークなど、学習ネットワークの例示的な訓練および展開段階を示す。図 7 の例に示すように、訓練段階では、入力 7 0 2 のセットが処理のためにネットワーク 7 0 4 に提供される。この例では、入力 7 0 2 のセットは、識別される画像の顔特徴を含むことができる。ネットワーク 7 0 4 は、入力 7 0 2 を順方向 7 0 6 で処理してデータ要素を関連付け、パターンを識別する。ネットワーク 7 0 4 は、入力 7 0 2 が犬 7 0 8 を表していると決定する。訓練において、ネットワーク結果 7 0 8 は、既知の結果 7 1 2 と比較される 7 1 0。この例では、既知の結果 7 1 2 は、人間の

10

20

30

40

50

顔である（例えば、入力データセット 702 は、犬の顔ではなく人間の顔を表している）。ネットワーク 704 の決定 708 は既知の結果 712 と一致しない 710 ので、エラー 714 が生成される。エラー 714 は、ネットワーク 704 を通る逆方向パス 716 に沿って逆に、既知の結果 712 および関連するデータ 702 の分析をトリガする。したがって、訓練ネットワーク 704 は、ネットワーク 704 を介して、データ 702、712 で順方向 706 および逆方向パス 716 から学習する。

#### 【0061】

ネットワーク出力 708 と既知の出力 712 との比較がある特定の基準または閾値（例えば、 $n$  倍に一致、 $x$  パーセントよりも大きい一致など）に従って一致する 710 と、訓練ネットワーク 704 を使用して、外部システムを伴う展開用のネットワークを生成することができる。展開されると、単一の入力 720 が展開された学習ネットワーク 722 に提供されて出力 724 を生成する。この場合、訓練ネットワーク 704 に基づいて、展開されたネットワーク 722 は、入力 720 が人間の顔 724 の画像であると決定する。

10

#### 【0062】

図 8 は、訓練されたネットワークパッケージを活用して深層および/または他の機械学習製品を提供する、例示的な製品を示す。図 8 の例に示すように、入力 810（例えば、生データ）が前処理 820 のために提供される。例えば、生の入力データ 810 は、フォーマット、完全性などをチェックするために前処理される 820。データ 810 が前処理される 820 と、データのパッチが作成される 830。例えば、データのパッチまたは部分または「チャンク」は、処理のためにある特定のサイズおよびフォーマットで作成される 830。次いで、パッチは、処理のために訓練されたネットワーク 840 に供給される。学習されたパターン、ノード、および接続部に基づいて、訓練されたネットワーク 840 は、入力パッチに基づいて出力を決定する。出力は、アセンブルされる 850（例えば、使用可能な出力などを生成するために組み合わせられ、かつ/またはグループ化される）。次いで、出力が表示され 860、および/またはユーザに出力される（例えば、人間のユーザ、臨床システム、撮像モダリティ、データストレージ（例えば、クラウドストレージ、ローカルストレージ、エッジデバイスなど）など）。

20

#### 【0063】

上述のように、学習ネットワークは、訓練、展開、および様々なシステムへの適用のためのデバイスとしてパッケージ化することができる。図 9A ~ 図 9C は、様々な学習デバイス構成を示す。例えば、図 9A は、一般的な学習デバイス 900 を示す。例示的なデバイス 900 は、入力定義 910、学習ネットワークモデル 920、および出力定義 930 を含む。入力定義 910 は、1 つまたは複数の入力を、ネットワーク 920 を介して 1 つまたは複数の出力 930 に変換することを含むことができる。

30

#### 【0064】

図 9B は、例示的な訓練デバイス 901 を示す。すなわち、訓練デバイス 901 は、訓練学習ネットワークデバイスとして構成されたデバイス 900 の例である。図 9B の例では、複数の訓練入力 911 がネットワーク 921 に提供されてネットワーク 921 で接続部を発展させ、出力評価部 931 によって評価される出力を提供する。次いで、ネットワーク 921 をさらに発展させる（例えば、訓練する）ために、出力評価部 931 によってネットワーク 921 へとフィードバックが提供される。追加の入力 911 は、ネットワーク 921 が訓練されていると出力評価部 931 が決定するまで（例えば、出力がある特定の閾値、誤差のマージンなどに従って入力対出力の既知の相関を満たすまで）ネットワーク 921 に提供することができる。

40

#### 【0065】

図 9C は、例示的な展開されたデバイス 903 を示す。訓練デバイス 901 が必要なレベルまで学習されると、訓練デバイス 901 を使用するために展開することができる。訓練デバイス 901 が学習のために複数の入力を処理する一方で、展開されたデバイス 903 は、例えば、出力を決定するために単一の入力を処理する。図 9C の例に示すように、展開されたデバイス 903 は、入力定義 913、訓練されたネットワーク 923、および出

50

力定義 9 3 3 を含む。訓練されたネットワーク 9 2 3 は、例えば、ネットワーク 9 2 1 が十分に訓練されると、ネットワーク 9 2 1 から生成することができる。展開されたデバイス 9 0 3 は、例えば、システム入力 9 1 3 を受け取り、ネットワーク 9 2 3 を介して入力 9 1 3 を処理して出力 9 3 3 を生成し、出力 9 3 3 は、展開されたデバイス 9 0 3 が関連付けられたシステムによって使用することができる。

#### 【 0 0 6 6 】

例示的な超音波撮像システムおよび方法

図 1 0 A は、例示的な超音波撮像自動化パイプラインまたはプロセス 1 0 0 0 を示す。例示的なパイプライン 1 0 0 0 は、プローブ載置 1 0 1 0、パラメータ設定 1 0 2 0、ドップラースキャン 1 0 3 0、試験分類 1 0 4 0、および測定性能 1 0 5 0 を含む。ブロック 1 0 1 0 において、超音波プローブの載置が決定される。例えば、プローブの位置は、ターゲットの解剖学的構造に対してプローブによって生成される超音波の入射角を指示する。

10

#### 【 0 0 6 7 】

例えば、入射角が垂直、または垂直に近い場合、より多くの超音波がトランスデューサに反射され、「散乱」される波は少なく、より高品質の画像が得られる。しかしながら、超音波がターゲットの表面により平行である場合（例えば、入射角が  $45^\circ$  を超える場合）、画像の鮮明度は低くなる。オペレータは、プローブを傾けたり回転させたりし、入射角を調整することによってターゲットの画像を改善することができる。

#### 【 0 0 6 8 】

パラメータ設定 1 0 2 0 は、周波数（例えば、高周波数（ $10 \sim 15 \text{ MHz}$ ）、中周波数（ $5 \sim 10 \text{ MHz}$ ）、低周波数（ $2 \sim 5 \text{ MHz}$ ）など）、利得、モード（例えば、神経、血管、全身、焦点など）、深度設定などの超音波撮像パラメータを設定および/または構成し、例えば、超音波システム構成および動作ならびに超音波画像データ取得を推進する。例えば、心尖部 2 腔、4 腔、5 腔、長軸（A P L A X）像などの心臓像を選択することができる。像が選択されると、関心のあるポイント（「ドップラースキャン位置」と呼ばれる）が選択される。典型的なゲート位置は、異なる心臓弁および特定の組織位置を含む。加えて、連続波（C W）、脈波（P W）などの超音波モード、または組織ドップラースキャン（T D I）用の特別なモードを選択することができる。利得、深度、ベースライン表示などの追加のパラメータも設定することができる。

20

30

#### 【 0 0 6 9 】

ドップラースキャン 1 0 3 0 は、設定されたパラメータ 1 0 2 0 に従って超音波を生成し、入射波に応答して発生されるドップラースペクトルエコーをキャプチャする。

#### 【 0 0 7 0 】

例えば、超音波スキャンのパラメータが設定されると、患者を組織モード（「B モード」と呼ばれる）でスキャンすることができ、このモードでは、心臓の解剖学的構造を超音波撮像デバイスの画面で見ることができる。次に、カーソルおよび/または他のインジケータ（「ゲート」と呼ばれる）が選択された解剖学的構造（ゲート位置）に載置される。次に、選択された超音波モードおよび関連するパラメータを使用して、実際のドップラースキャンが開始される。ドップラースキャンの出力は、典型的には、スペクトログラムであり、x 軸が時間を表し、y 軸が速度に対応する 2 D 画像を含む。ドップラースペクトログラムの各列は、その特定の時間の速度分布（ヒストグラム）を表す。ここでの速度は、例えば、ゲート位置（および/または C W の場合、ゲート方向線に沿った位置）を通る血流の速さを指す。キャプチャされたスペクトルが所望の情報を含み、所望の品質である場合、スキャンプロセスは時間間隔（例えば、数秒）後に終了する。その時点で、例えば、ユーザおよび/または自動化プログラムが「フリーズ」を押してスキャンを終了する。

40

#### 【 0 0 7 1 】

試験分類 1 0 4 0 は、ドップラースキャン 1 0 3 0 で実施された検査/試験/スキャンのタイプを識別する。ある特定の例では、試験分類 1 0 4 0 は、キャプチャされたドップ

50

ラースペクトルデータの適切な分析を推進するために自動的に決定される。試験タイプを適切に識別しないと、結果として得られる試験ドップラー情報を適切に処理し、正確に解釈することができない。

【 0 0 7 2 】

ある特定の例では、検査分類 1 0 4 0 は、ドップラースキャン 1 0 3 0 が行われた後に実行される。自動ドップラー検査分類モジュール 1 0 3 0 は、複数（例えば、数百、数千など）のタグ付けされたドップラー検査で訓練された、複数のニューラルネットワークを含む。一部の例では、タグ付けされたドップラー検査データの 8 0 パーセントがニューラルネットワークの訓練に使用され、残りの 2 0 パーセントが訓練されたネットワークの検証に使用される（例えば、9 4 . 8 5 % の精度などで）。

10

【 0 0 7 3 】

したがって、行われているドップラー検査のタイプをユーザが手動で（例えば、メニューナビゲーションを使用して）示すことに依存するのではなく、システムは、適用する検査のタイプ（例えば、AR、AVO、LVOT、MR、MVI、PVO、Pulm Vein、RVOT、LAT、SEP、RV、TR、TVI など）および対応するアルゴリズムを自動的に決定し、自動的に性能測定 1 0 5 0 を行う。システムは、得られたドップラースペクトルデータを処理する機械学習モデル、および例えば、超音波スキャン動作の前後にシステムに記憶された追加の情報に基づいて検査タイプを決定する。

【 0 0 7 4 】

図 1 0 B は、試験分類部 1 0 6 0 の例示的な実装態様を示す。例示的な試験分類部 1 0 6 0 は、例えば、試験タイプを推論してドップラースキャンデータを適切に処理するために、図 1 の例示的な超音波システム 1 0 0 の制御ユニット 1 7 0 の一部として実現され得る。例示的な制御ユニット 1 7 0 は図 1 0 A のプロセス 1 0 0 0 全体を制御する命令を実行することができるが、図 1 0 B の例示の焦点は、プロセス 1 0 0 0 の試験分類 1 0 4 0 を実行する試験分類部 1 0 6 0 にある。

20

【 0 0 7 5 】

例示的な試験分類部 1 0 6 0 は、画像キャプチャ部 1 0 6 2、パラメータデータストア 1 0 6 4、パラメータ計算部 1 0 6 6、心臓周期モニタ 1 0 6 8、ドップラースペクトルレコーダ 1 0 7 0、および検査タイプ推論部 1 0 7 2 を含む。例示的な画像キャプチャ部 1 0 6 2 は、超音波システム 1 0 0 による画像データ（例えば、2 D 画像データ、B モード画像データなど）のキャプチャをトリガし、かつ/または促進する。例示的なパラメータデータストア 1 0 6 4 は、物理スキャン手順、デバイス動作、表示オプション、記憶オプションなどに関する画像スキャンパラメータを記憶する。例示的なスキャンパラメータは、スキャン深度、フォーカスチルト、フォーカス深度、絞り、ベースライン位置、速度間隔、超音波モードなどを含む。パラメータ計算部 1 0 6 6 は、B モード画像の解剖学的位置を示すゲート座標（x、y）などのパラメータを計算する。心臓周期モニタ 1 0 6 8 は、患者の心臓周期情報を監視する。ドップラースペクトルレコーダ 1 0 7 0 は、キャプチャされたドップラースペクトルを記録し、これは心臓周期モニタからの心臓周期に従ってセグメント化することができる。検査タイプ推論部 1 0 7 2 は、行われている/行われる試験の検査タイプまたは分類を推論するために、心臓周期に従ってセグメント化された、キャプチャされた画像データ、パラメータ、および記録されたドップラースペクトルを使用する。検査タイプ推論部 1 0 7 2 は、複数のニューラルネットワーク、フィルタ、およびプロセッサを含み、利用可能な情報を処理して関連する検査タイプを推論する。検査タイプが決定されると、検査タイプに対応する 1 つまたは複数のアルゴリズムを適切に適用し、取得された画像データを処理することができる。それ以外の場合では、画像検査タイプなどの知識がなければ、誤ったアルゴリズムが画像データに適用される場合や、アルゴリズムをまったく適用することができない場合がある。

30

40

【 0 0 7 6 】

図 1 1 は、検査タイプとドップラースキャンパラメータとの間の例示的な関係を示す。図 1 1 の例示的な表 1 1 0 0 に示すように、ゲート位置 1 1 1 0 は、1 つまたは複数の特

50

定の検査タイプ1120、撮像モード1130、および像1140に関連する。例えば、ゲート位置1110が大動脈弁にあるとき、検査タイプ1120は、例えば、AR、AVO、またはLVOTのいずれかであり得る。モード1130は、CWまたはPWであり、標準像1140は、例えば、5腔像および心尖部長軸(APLAX)像を含む。ゲート位置1110が僧帽弁であるとき、検査タイプ1120は、例えば、MRまたはMVIであり得る。モード1130は、CWまたはPWであり、標準像1140は、例えば、4腔像、2腔像、およびAPLAX像を含む。ゲート位置1110が肺静脈であるとき、検査タイプ1120は、例えば、肺静脈であり得る。モード1130は、PWであり、標準像1140は、例えば、4腔像を含む。ゲート位置1110が肺動脈弁であるとき、検査タイプ1120は、例えば、PVOまたはRVOTであり得る。モード1130は、CWまたはPWであり、標準像1140は、例えば、胸骨傍短軸(PSAX)基部像および胸骨傍RVOT像を含む。ゲート位置1110が三尖弁であるとき、検査タイプ1120は、例えば、TRまたはTVIであり得る。モード1130は、CWまたはPWであり、標準像1140は、例えば、TVI/PWの4腔像および4腔像、胸骨傍RV流入像、ならびにTR/CWのPSAX像を含む。ゲート位置1110が僧帽弁側壁であるとき、検査タイプ1120は、例えば、LATであり得る。モード1130は、TDIであり、標準像1140は、例えば、4腔像を含む。ゲート位置1110が僧帽弁中隔であるとき、検査タイプ1120は、例えば、SEPであり得る。モード1130は、TDIであり、標準像1140は、例えば、4腔像を含む。ゲート位置1110が三尖弁右壁(自由壁)であるとき、検査タイプ1120は、例えば、RVであり得る。モード1130は、TDIであり、標準像1140は、例えば、4腔像を含む。

10

20

#### 【0077】

スキャンが取得された後、1つまたは複数の測定が得られたスペクトルに対して行われる。多くの場合、MVIまたはTDI検査で行われる例示的な測定セットは、E波およびA波のピーク速度を含む。E波は、(心室が弛緩して血液を吸い込む負圧を作り出す際の)初期の拡張期流入に関係し、A波は、心房収縮に起因するその後の流入に関係する。E波とA波のピークの関係(「E/A比」と呼ばれる)は、拡張期機能障害などの病態を診断する際に重要である。また、いくつかの状況で興味深いのはE波の減速であり、これはE波のピーク後の血液速度の負の勾配を含む。

#### 【0078】

他のタイプの検査では、異なるタイプの測定が行われる。例えば、LVOTの場合、スペクトル上の最大速度のトレースであるエンベロープが推定される。そのようなエンベロープは、エンベロープの下の面積(例えば、速度時間積分)を算出することによって、例えば、1回拍出量(心臓周期あたりの心臓による血液排出量)を評価するために使用される。このような測定は、従来、ユーザが手動で行うために検査が比較的長くなり、完全に正確ではない。

30

#### 【0079】

しかしながら、測定の自動化は、検査タイプがわかっている場合にのみ機能する。自動化ドップラー検査分類部1040は、スキャン完了または「フリーズ」時に利用可能な情報をキャプチャおよび/または得て、画像取得に関連する可能性が高い/確率的に画像取得に関連する検査タイプを返す。検査/試験分類部1040は、例えば、ネットワーク訓練のためにタグ付けされたトレース(例えば、医師がタグ付けされたトレースなど)を使用する画像検査タイプを自動的に分類する1つまたは複数のニューラルネットワークを含むことができる。

40

#### 【0080】

「フリーズ」時において、超音波デバイスは、検査タイプ分類に使用することができる次のデータを含む: 2DまたはBモード画像、スキャンパラメータ、およびドップラースペクトル心臓周期。図12は、超音波撮像デバイス100の表示ユニット150に関連する例示的な超音波デバイス画面1200を示す。例示的なインターフェース画面1200は、ミニチュア画像1201(例えば、取得された2DまたはBモード画像の画像サムネ

50

イルおよび/または他の縮小サイズおよび/または解像度表現)を含む。例示的なインターフェース画面1200はまた、キャプチャされたドップラースペクトル1202および関連するスケール1203を含む。例示的な画面1200は、心電図( ECG ) 1204、心拍数1205、およびグレースケールインジケータ1206をさらに含む。

【0081】

図12の例は、「フリーズ」またはホールド状態のデバイス画面1200を示し、行われている検査のタイプ1210(例えば、AR、AVO、LVOT、MR、MVI、PVO、肺静脈、RVOT、LAT、SEP、RV、TR、TVIなど)を分類またはカテゴリ化するために使用される情報をキャプチャする。2DまたはBモード画像は、超音波フレームであり、ドップラースキャンの前に標準Bモードでスキャンされる。ここでは、標準像、ならびにドップラースペクトルがスキャンされた解剖学的構造上の面積を指す「ゲート」を見ることができる。

10

【0082】

ある特定の例では、物理スキャン手順、デバイス動作、閲覧および記憶オプションなどに関係する、数百または数千のスキャンパラメータがデバイス1200に記憶される。ある特定の例では、目的の検査の指標としてパラメータのサブセットを選択することができる。すぐに利用可能ではない1つの重要なパラメータは、スキャンされた解剖学的位置を示すことができるBモード画像の「ゲート」の座標である。しかしながら、ゲート座標(x、y)は、次のように計算することができる。

【0083】

【数1】

$$x = \frac{\langle \text{フォーカス深度} \rangle - \langle \text{最小スキャン深度} \rangle}{\langle \text{最大スキャン深度} \rangle - \langle \text{最小スキャン深度} \rangle} \quad (\text{式 1})$$

【0084】

【数2】

$$y = \frac{1}{2} + \frac{\langle \text{フォーカスチルト} \rangle}{\langle \text{絞り} \rangle} \quad (\text{式 2})$$

ある特定の例では、入力パラメータは、以下を含む：

1. スキャン深度 (dopplerSampleMovie: #UserControls.ROI Center)、
2. フォーカスチルト (dopplerSampleMovie: #UserControls.BeamPosition)、ラジアン単位、
3. 最大フォーカス深度 (twoDSampleMovie: #UserControls.DepthEnd)、
4. 最小フォーカス深度 (twoDSampleMovie: #UserControls.DepthStart)、
5. 絞り (twoDSampleMovie: #UserControls.Width)、ラジアン単位、
6. ベースライン位置 (metadata: RelativeBaselinePosition)、
7. 式(1)および(2)で算出された、ゲート座標(x; y)、
8. 速度間隔 (metadata: VelocityInterval)、(2つの値)、および

40

50

9. 超音波モード ( metadata : Doppler Mode Name )。

【 0 0 8 5 】

超音波モード文字列パラメータを有用な数値入力に変換するために、超音波モード文字列は、3つのバイナリインジケータ { mode\_\_CW、mode\_\_PW、および mode\_\_TDI } に分割され、これらは訓練および推論で使用される実際の特徴である。

【 0 0 8 6 】

これらの入力パラメータを使用すると、パラメータ特徴の数は13であり、6つの単一値パラメータ、2つの二重値パラメータ、および3つのバイナリインジケータを含む。

【 0 0 8 7 】

ある特定の例では、患者がドップラースキャン中に心電図 ( ECG ) デバイスに接続され、ECG信号が超音波デバイスによってキャプチャされる。超音波デバイスはECG信号を使用して、各心臓周期について、ECG R波のピークでトリガを算出し、トリガもシステムに記憶される。心臓周期トリガを使用して、ドップラースペクトログラムを心臓周期スペクトログラムにセグメント化することができる。ある特定の例では、完全な心臓周期のみが考慮され、初期および最終の部分サイクルは破棄することができる。

10

【 0 0 8 8 】

図13は、撮像検査分類分析のためのデバイス1200に関して提供される入力データおよび関連する出力1300の例を示す。図13の例に示すように、超音波ドップラースキャンのためのパラメータ1310、ならびに生の非変換画像データ配列としてのBモード画像1320を抽出することができる。ドップラースペクトル1330は、心臓周期1332、1334、1336にセグメント化され、これらは例えば、患者に接続されたECGデバイスを介してキャプチャされ、セグメント1332~1336に切断される。

20

【 0 0 8 9 】

ある特定の例では、撮像検査タイプは、図14に示すような例示的な分類システム1400を使用して分類される。例示的な分類システム1400は、所与の心臓周期スペクトログラムと超音波パラメータ ( ネットワーク「NN1」1412~1416 ) からのデータに基づいて検査タイプを分類する、複数の第1タイプのニューラルネットワーク1412~1416を含む。例示的な分類システムは、Bモード画像と ( 同じ ) 超音波パラメータ ( ネットワーク「NN2」1420 ) に基づいて検査タイプを分類する、第2タイプのニューラルネットワーク1420を含む。

30

【 0 0 9 0 】

各心臓周期スペクトログラム1332~1336は、最初に2D高速フーリエ変換 ( FFT ) 手順またはフィルタ1432~1436によって処理される。次に、複数の ( 例えば、741など ) 低周波数2D FFT係数が選択され、それらの絶対値がFFTフィルタ1432~1436によって算出される。これらの係数値は、第1タイプのニューラルネットワークNN1 1412~1416への入力として使用される。FFTを使用すると、可変サイズのスペクトログラム1332~1336は、ニューラルネットワークNN1 1412~1416の入力として使用される固定数 ( 741など ) の値に変換される。したがって、可変サイズの画像をサイズ変更するのではなく、スペクトログラム1332~1336の情報がFFT出力係数値に変換される。例えば、FFTと低周波数係数の選択を使用すると、画像のサイズ変更よりも結果が改善される。FFTは、画像のエネルギーをコンパクトな表現に圧縮することができるため、例えば、画像のサイズ変更したバージョンよりも多くの情報を保持する。

40

【 0 0 9 1 】

他の例では、スペクトルのFFTを算出するのではなく、画像をサイズ変更することができる。したがって、固定サイズの入力は、例えば、FFTを介したフィルタリングおよび/または利用可能な画像データのサイズ変更によって取得され得る。

【 0 0 9 2 】

ある特定の例では、2D-FFT係数 ( 例えば、741 2D-FFT係数など ) は、次のように生成される：

50

$I[-L+1:、-L+1:]$  および  $I[-L+1:、0:L]$  (式3)、

式中、 $I$ は、 $2D-FFT$ 変換された行列を示し、 $L=20$ である。上記の式(3)の表現は、PythonのNumpy配列のインデックス付け規則に従う(例えば、 $[-M:]$ は、配列の最後の $M$ 値を指す)。

#### 【0093】

各心臓周期について $FFT$ フィルタ1432~1436によって算出された $FFT$ 係数値は、入力パラメータ1310と組み合わせられて、ニューラルネットワーク $NN1_{1412} \sim 1416$ の入力を形成する。各心臓周期の $NN1_{1412} \sim 1416$ のネットワーク出力は、利用可能な各検査クラスの確率の分布である(例えば、10クラス、AR、AVO、LVOT、MR、MVI、PVO、PulmVein、RVOT、LAT、SEIP、RV、TR、TVIなどの13クラス、14クラス、15クラスなど)。すなわち、出力は可能な検査クラスの数(例えば、10、13、14、15など)に対応する値のリストであり、それらの値の合計は1に等しい。出力の最大値は、ドップラー超音波検査の最も可能性の高いクラスを示す。

10

#### 【0094】

$NN1_{1412} \sim 1416$ の $FFT$ 入力およびパラメータ1310の分析は、各心臓周期スペクトログラム1332~1336に対して行われる。利用可能な心臓周期の数は可変であるため、 $NN1_{1412} \sim 1416$ の分析が繰り返される回数は、所与の検査について事前に決定することはできない。各心臓周期によって得られた分布は平均化され1440、所与のスペクトル1330全体の検査クラスタイプの確率を提供する1つの13値の分布が得られる。

20

#### 【0095】

並行して、第2のニューラルネットワーク $NN2_{1420}$ は、Bモード画像1320およびパラメータ1310に基づいて別の多値分布(例えば、多数の可能なクラスに対応する10値、13値、14値、15値など)を算出する。 $NN2_{1420}$ は、1つのBモードフレーム1320を利用して、検査ごとに1回適用される。ネットワーク $NN2_{1420}$ に入力される前に、Bモード画像1320は、サイズ変更される(例えば、 $32 \times 32$ ピクセルになど)。パラメータのリスト1310は、ネットワーク $NN1_{1412} \sim 1416$ への入力として使用されるパラメータ1310のセットと同じである。

#### 【0096】

次に、 $NN1$ ネットワークインスタンス $1412 \sim 1416$ からの平均分布は、ネットワークインスタンス $NN2_{1420}$ からの分布出力と線形的に組み合わせられる1450。組み合わせ1450は、スペクトルベースの分布に $2/3$ 、Bモードベースの分布に $1/3$ の組み合わせの重みを使用するなどして合計1に重み付けすることができ、例えば、スペクトルベースの分布とBモードベースの分布の重みが $1/2$ と $1/2$ に分割される。組み合わせ部1450は、行われている/行われるドップラー超音波検査のタイプの分類のために、値の重み付けされた組み合わせを分類部1460に提供する。

30

#### 【0097】

ある特定の例では、ニューラルネットワーク $NN1_{1412} \sim 1416$ および $NN2_{1420}$ は、タグ付けされたドップラー検査データを使用して訓練され、各々は、心臓周期スペクトログラムと共に利用可能な検査クラス(例えば、10、13、14、15など)の1つに割り当てられる。タグ付けされた検査データは、訓練検査(例えば、 $\sim 80\%$ )と検証検査(例えば、 $\sim 20\%$ )の2つのグループに分割される。

40

#### 【0098】

$NN1$ ネットワーク $1412 \sim 1416$ を訓練するために、心臓-周期+パラメータデータセットが作成される。このデータセットの各行は、1つの心臓周期に関係し、 $N$ パラメータ特徴(13のパラメータ特徴、14の特徴など)およびクラスタグと連結された固定サイズの入力(例えば、 $FFT$ 係数値(例えば、481の $FFT$ 値など)など)を含む。ある特定の例では、所与の検査に対応する心臓周期記録は、同じ $N$ 個の超音波特徴パラメータを有する。

50

## 【 0 0 9 9 】

ある特定の例では、NN1ネットワーク1412～1416は、第1および第2の隠れ層を含む4層の密に接続されたニューラルネットワークモデルである。いくつかの例では、第1および第2の隠れ層は、それぞれ50および25のノードを含む。ある特定の例では、活性化関数はすべてのニューロンのシグモイドであり、出力層は13の長さのソフトマックス層である。

## 【 0 1 0 0 】

訓練検査に関連する心臓 - 周期 + パラメータ記録は訓練に使用され、残りの記録は検証に使用される。したがって、所与の検査の心臓周期は、訓練または検証のいずれかに使用されるが、両方には使用されない。

## 【 0 1 0 1 】

NN2 1420の場合、Bモード + パラメータデータセットが作成され、各行は、1つの画像検査に関係する。各行の入力は、NN1 1412～1416に関連して使用されるパラメータ特徴（例えば、13のパラメータ特徴、14、15など）1310、ならびにクラスタグと連結された、ダウンスケールされたBモードフレーム1320のピクセル（例えば、32×32ピクセルなど、1つのベクトルにフラット化された、フラット化されていないなど）である。NN2 1420のモデルは、NN1 1412～1416のモデルと同様であり、隠れ層の層およびノードの数が同じで、出力層も同じである。NN1 1412～1416と同様に、訓練検査に関連する行は訓練に使用され、残りの行は検証に使用される。

## 【 0 1 0 2 】

図15は、試験データに関する例示的なドップラー検査分類結果の表1500を示す。例示的な表1500に示すように、検査タイプの実際の値1510は、検査タイプの予測値1520と比較することができる。図15の例の精度は、 $460 / 485 = 94.85\%$ の結果の全体の合計で除算された対角の合計を算出することによって、決定することができる。したがって、図14のシステムによって行われる最終のドップラー超音波検査タイプ分類は、94.85%の精度を提供する。

## 【 0 1 0 3 】

したがって、患者が複数（例えば、13など）の検査カテゴリまたはタイプの1つに従ってスキャンされる場合、超音波デバイスは、その検査カテゴリに関連するパラメータ（例えば、デバイス設定、スキャンモード（例えば、PW、CWなど）など）に従って構成される。次いで、超音波プローブを患者に対して位置決めし、Bモード画像1320を得る。プローブは、スキャンされる大動脈、僧帽弁、および/または他の解剖学的構造に焦点を合わせるように調整することができる（例えば、大動脈弁逆流などを見るため）。したがって、Bモード画像1320は、ドップラー スキャンがどこで行われるか（例えば、心臓内の特定の位置など）を指定するためのユーザの基準である。座標（例えば、 $\langle x, y, z \rangle$ 座標など）は、焦点の指標を提供し、ニューラルネットワーク1412～1420によって使用されて焦点の解剖学的構造を決定し、焦点およびパラメータ1310などの解剖学的構造に基づいてドップラー検査の分類またはカテゴリ化を外挿することができる。

## 【 0 1 0 4 】

ドップラーモードでは、スキャン手順がフリーズされ、スペクトログラム1330がドップラー スキャンで経時的に閲覧されるように、時間をx軸としてスペクトログラム1330を得る。ECGデータも同様に、キャプチャすることができる。患者がスキャンされると、スペクトルはECG読み出しと同期し、時間が右に移動すると移動する。情報が得られると、スキャンをフリーズするか、または例えば、データを処理して終了する。

## 【 0 1 0 5 】

キャプチャされたデータの手動測定（例えば、ピークの高さの測定、曲線下面積の算出など）には数分かかる場合があるが、コンピュータおよび/または他のプロセッサによる自動化測定は数秒で完了することができる。しかしながら、システムがデータの測定と処

10

20

30

40

50

理に適用するアルゴリズムを知るためには、システムは、異なるスキャン/目標/意図が異なる処理アルゴリズムおよび/または異なるパラメータに関連付けられて処理アルゴリズムを構成するため、スキャンの意図またはタイプを知る必要がある。それ以外の場合では、自動化アルゴリズムは、情報を処理することができず、意味のある有用な結果を達成することができない。したがって、ある特定の例は、使用可能な出力を生成するために適切なアルゴリズムおよび/またはアルゴリズムのパラメータを自動的に選択および適用する意図（例えば、検査タイプ、分類、カテゴリなど）を推論する。

#### 【 0 1 0 6 】

図 1 ~ 図 1 5 と関連して例示的な実装態様が示されているが、図 1 ~ 図 1 5 に関連して示される要素、プロセス、および/またはデバイスは、他の方法で組み合わせること、分割すること、再配置すること、省略すること、排除すること、および/または実現することができる。さらに、本明細書に開示および説明される構成要素は、ハードウェア、機械可読命令、ソフトウェア、ファームウェア、ならびに/もしくはハードウェア、機械可読命令、ソフトウェアおよび/またはファームウェアの任意の組み合わせによって実現することができる。したがって、例えば、本明細書に開示および説明される構成要素は、アナログおよび/またはデジタル回路、論理回路、プログラム可能プロセッサ、特定用途向け集積回路（ASIC）、プログラム可能論理デバイス（PLD）、および/またはフィールドプログラム可能論理デバイス（FPLD）によって実現することができる。純粋にソフトウェアおよび/またはファームウェアの実装態様をカバーするために、この特許の装置またはシステムクレームのいずれかを読む場合、構成要素の少なくとも一つは、ソフトウェアおよび/またはファームウェアを記憶する、メモリ、デジタル多用途ディスク（DVD）、コンパクトディスク（CD）、ブルーレイディスクなどの有形のコンピュータ可読記憶デバイスまたは記憶ディスクを含むように本明細書によって明確に定義される。

#### 【 0 1 0 7 】

本明細書に開示および説明される構成要素を実現するための例示的な機械可読命令を表すフローチャートが、少なくとも図 1 6 ~ 図 1 8 に関連して示される。これらの例において、機械可読命令は、図 1 9 に関連して以下で説明される例示的なプロセッサプラットフォーム 1 9 0 0 に示されるプロセッサ 1 9 1 2 などのプロセッサによる実行のためのプログラムを含む。本プログラムは、CD-ROM、フロッピーディスク、ハードドライブ、デジタル多用途ディスク（DVD）、ブルーレイディスク、またはプロセッサ 1 9 1 2 と関連するメモリなどの有形のコンピュータ可読記憶媒体に記憶された機械可読命令で実施することができるが、あるいは、プログラム全体および/またはその一部を、プロセッサ 1 9 1 2 以外のデバイスによって実行すること、および/またはファームウェアもしくは専用のハードウェアで実施することも可能である。さらに、例示的なプログラムは、少なくとも図 1 6 ~ 図 1 8 に関連して示されるフローチャートを参照して説明されるが、本明細書に開示および説明される構成要素を実現する多くの他の方法を代わりに使用してもよい。例えば、ブロックの実行順序を変更してもよく、記載されたブロックのいくつかを変更したり、削除したり、組み合わせたりしてもよい。少なくとも図 1 6 ~ 図 1 8 のフローチャートは例示的な動作を図示の順序で示しているが、これらの動作は網羅的なものではなく、示された順序に限定されない。加えて、本開示の精神および範囲内で、当業者によって様々な変更および修正がなされてもよい。例えば、フローチャートに示されるブロックは、別の順序で行ってもよいし、並列に行ってもよい。

#### 【 0 1 0 8 】

上述したように、少なくとも図 1 6 の例示的なプロセスは、情報を任意の期間にわたって記憶する（例えば、長期間にわたって記憶し、恒久的に記憶し、短時間だけ記憶し、一時的にバッファし、さらには/あるいは情報をキャッシュする）ハードディスクドライブ、フラッシュメモリ、読み出し専用メモリ（ROM）、コンパクトディスク（CD）、デジタル多用途ディスク（DVD）、キャッシュ、ランダムアクセスメモリ（RAM）、ならびに/あるいは任意の他の記憶デバイスまたは記憶ディスクなどの有形のコンピュータ可読記憶媒体に記憶された符号化命令（例えば、コンピュータおよび/または機械可読命

10

20

30

40

50

令)を使用して実現することができる。本明細書で使用される場合、有形のコンピュータ可読記憶媒体という用語は、任意のタイプのコンピュータ可読記憶デバイスおよび/または記憶ディスクを含み、伝搬する信号を排除し、伝送媒体を排除するように明示的に定義される。本明細書で使用される場合、「有形のコンピュータ可読記憶媒体」および「有形の機械可読記憶媒体」は、互換的に使用される。これに加え、あるいはこれに代えて、少なくとも図16~図18の例示的なプロセスは、情報を任意の期間にわたって記憶する(例えば、長期間にわたって記憶し、恒久的に記憶し、短時間だけ記憶し、一時的にバッファし、さらには/あるいは情報をキャッシュする)ハードディスクドライブ、フラッシュメモリ、読み出し専用メモリ、コンパクトディスク、デジタル多用途ディスク、キャッシュ、ランダムアクセスメモリ、ならびに/あるいは任意の他の記憶デバイスまたは記憶ディスクなどの非一時的なコンピュータおよび/または機械可読媒体に記憶された符号化命令(例えば、コンピュータおよび/または機械可読命令)を使用して実現され得る。本明細書で使用される場合、非一時的コンピュータ可読媒体という用語は、任意のタイプのコンピュータ可読記憶デバイスおよび/または記憶ディスクを含み、伝搬する信号を排除し、伝送媒体を排除するように明示的に定義される。本明細書で使用される場合、「少なくとも」という句が、請求項の前文における遷移用語として使用される場合、「備える(comprising)」という用語がオープンエンドであるのと同様にオープンエンドである。加えて、「含む(including)」という用語は、「備える(comprising)」という用語がオープンエンドであるのと同様にオープンエンドである。

10

#### 【0109】

20

図16に示される例示的な方法1600に示すように、超音波ドップラー検査は、取得されて処理される。ブロック1610において、ドップラー検査が取得される。例えば、超音波プローブ110は、ターゲットに対して位置決めされ、例示的な試験分類部1060は

ブロック1620において、アルゴリズムおよび/またはモデルがドップラー検査に適用され、ドップラー検査のタイプに従って測定出力を生成する。例えば、検査タイプに基づいて、特定のアルゴリズムおよび/またはモデルがドップラースペクトルスキャンデータに適用され、スキャンされたドップラースペクトルの測定値を生成する。

#### 【0110】

ブロック1630において、ドップラーสキャンデータのアルゴリズムおよび/またはモデル処理からの測定出力が提供される。例えば、測定出力は、表示、レポート、記憶、別の臨床システムに送信して処理などを行うことができる。

30

#### 【0111】

図17は、アルゴリズムおよび/またはモデルを使用したドップラー検査の処理に関するさらなる詳細を提供する(図16の例のブロック1620)。ブロック1710において、ドップラー検査が分類される。例えば、検査は、タイプ(例えば、僧帽弁値、TVIなど)および/または病態(例えば、重度の僧帽弁逆流など)に従って分類することができる。ブロック1720において、ドップラースペクトルタイプに関連するアルゴリズムおよび/またはモデルは、スキャンされたドップラースペクトルに適用される。例えば、血流分析アルゴリズムおよび/またはモデルは、心臓ドップラー検査タイプに適用することができる。例えば、組織(Bモード)タイプの超音波スキャンに対して、ポイントおよび/またはビーム方向の情報と移動速度を生成することができる。例えば、スキャンタイプに応じて、E/Aピーク比を算出することができ、かつ/またはエンベロープトレース下の面積を算出することができる。

40

#### 【0112】

図18は、ドップラー検査の分類に関するさらなる詳細を提供する(図17の例のブロック1710)。ブロック1802において、画像データがキャプチャされる。例えば、1つまたは複数の2Dおよび/またはBモード画像は、撮像デバイス100によってキャプチャされ、画像キャプチャ部1062に中継される。ブロック1804において、スキャンパラメータが計算されて記憶される。いくつかのスキャンパラメータは、撮像デバイ

50

ス100から得ることができ(例えば、スキャン深度、フォーカスチルト、フォーカス深度、絞り、ベースライン位置、速度間隔、超音波モードなど)、その他はパラメータ計算部1066によって計算される(例えばゲート座標(x、y)など)。パラメータは、例えば、パラメータデータストア1064に記憶することができる。

#### 【0113】

ブロック1806において、ドップラースペクトルデータが記録される。例えば、ドップラースペクトル情報は、撮像デバイス100によってキャプチャされ、ドップラースペクトルレコーダ1070に中継される。ブロック1808において、ターゲットの心臓周期情報が監視される。例えば、心臓周期モニタ1068は、ターゲットの心臓周期を示すECGデータを受信する。ブロック1810において、記録されたドップラースペクトルは、監視された心臓周期に従ってセグメント化され得る。例えば、ドップラースペクトルはセグメントに分割することができ、各セグメントはターゲットの心臓周期に対応する。

10

#### 【0114】

ブロック1812において、フィルタがドップラースペクトルデータのセグメントに適用される。例えば、FFT1432~1436は、スキャンされたドップラースペクトル情報の対応するセグメント1332~1336に適用される。ブロック1814において、フィルタ出力がニューラルネットワーク(NN1)1412~1416の第1のセットに提供される。ニューラルネットワーク1412~1416の第1のセットは、FFT1432~1436からの出力を処理し、利用可能な各検査分類におけるメンバーシップの確率を生成する。例えば、ニューラルネットワーク1412~1416は、フィルタリングされたドップラーセグメントデータをパラメータ1310と共に処理し、各セグメントが試験タイプの13の可能なカテゴリまたは分類の1つに属する確率を決定する。したがって、ニューラルネットワーク1412~1416の各々からの出力は、所与のセグメント1332~1336が各可能なクラスに存在する確率のセットである。ニューラルネットワーク分析は、利用可能なすべてのドップラーセグメントに対して完了する(例えば、検査によって異なる場合がある)。最大の確率(例えば、13の可能な分類値のセットの最高値など)は、検査の最も可能性の高い分類を示す。

20

#### 【0115】

ブロック1816において、第1のニューラルネットワークのセットの出力が平均化される。例えば、各セグメント1332~1336は、13の分類確率値のセットを有する。対応する値を平均化し、ドップラースキャン全体の13の分類確率値のセットを形成することができる。

30

#### 【0116】

ブロック1818において、画像(例えば、2Dおよび/またはBモード画像)がサイズ変更される。例えば、画像を32x32ピクセルにサイズ変更することができる。ブロック1820において、サイズ変更された画像は、第2のニューラルネットワーク(NN2)1420に適用される。例えば、ニューラルネットワーク1420は、サイズ変更された画像1320をパラメータ1310と共に処理し、画像1320が試験タイプの13の可能なカテゴリまたは分類の1つに属する確率を決定する。したがって、ニューラルネットワーク1420からの出力は、画像1320が各可能なクラスに存在する確率のセットである。最大の確率(例えば、13の可能な分類値のセットの最高値など)は、検査の最も可能性の高い分類を示す。

40

#### 【0117】

ブロック1822において、第2のニューラルネットワーク1420の出力は、ニューラルネットワーク1412~1416の第1のセットの平均化された出力と組み合わせられる。例えば、ネットワークNN1 1412~16からの平均分布は、ネットワークNN2 1420からの分布出力と線形的に組み合わせられる。ある特定の例では、NN1のスペクトルベースの分布に2/3、NN2のBモードベースの分布に1/3の組み合わせの重みが設定される。ブロック1824において、NN1とNN2の出力の組み合わせに基づいて、ドップラー検査タイプが分類される。例えば、組み合わせ後、13の可能なクラ

50

スの中で最も高い確率のクラスは、撮像検査の最も可能性の高い分類である。検査は、アルゴリズム / モデルの自動化選択および検査データの処理のためにそのクラスのものであると推論される。したがって、現在のシステムおよび方法は、人間だけが検査タイプを手動で入力することができるために画像データ処理を自動化することは不可能であるが、ある特定の例では、複数のニューラルネットワークを使用して画像およびパラメータ情報を処理し、例えば、画像データの処理を自動化する検査タイプを推論することによって、この技術的問題を克服する。

【 0 1 1 8 】

いくつかの例を超音波画像に関して図示および説明したが、同じシステムおよび方法を、MR、X線、M I C T、C Tなどに適用することができる。いくつかの例においては、C TモデルをMR画像に適用するなど、手段を組み合わせることが可能である。

10

【 0 1 1 9 】

図 1 9 は、少なくとも図 1 6 ~ 図 1 8 の命令を実行するように構成された例示的なプロセッサプラットフォーム 1 9 0 0 のブロック図であり、本明細書に開示および説明される例示的な構成要素を実現する。プロセッサプラットフォーム 1 9 0 0 は、例えば、サーバ、パーソナルコンピュータ、モバイルデバイス（例えば、携帯電話、スマートフォン、i P a d（商標）などのタブレット）、パーソナルデジタルアシスタント（P D A）、インターネットアプライアンス、または任意の他のタイプのコンピューティングデバイスとすることができる。

【 0 1 2 0 】

図示の例のプロセッサプラットフォーム 1 9 0 0 は、プロセッサ 1 9 1 2 を含む。図示の例のプロセッサ 1 9 1 2 は、ハードウェアである。例えば、プロセッサ 1 9 1 2 は、任意の所望のファミリまたは製造業者からの集積回路、論理回路、マイクロプロセッサまたはコントローラによって実現することができる。

20

【 0 1 2 1 】

図示の例のプロセッサ 1 9 1 2 は、ローカルメモリ 1 9 1 3（例えば、キャッシュ）を含む。図 1 9 の例示的なプロセッサ 1 9 1 2 は、少なくとも図 1 6 ~ 1 8 の命令を実行し、例示的な試験分類部 1 0 6 0 などの図 1 ~ 図 1 8 のシステムおよびインフラストラクチャならびに関連する方法を実現する。図示の例のプロセッサ 1 9 1 2 は、バス 1 9 1 8 を介して揮発性メモリ 1 9 1 4 および不揮発性メモリ 1 9 1 6 を含む主メモリと通信する。揮発性メモリ 1 9 1 4 は、同期ダイナミックランダムアクセスメモリ（S D R A M）、ダイナミックランダムアクセスメモリ（D R A M）、R A M B U S ダイナミックランダムアクセスメモリ（R D R A M）、および / または任意の他のタイプのランダムアクセスメモリデバイスによって実現することができる。不揮発性メモリ 1 9 1 6 は、フラッシュメモリおよび / または任意の他の所望のタイプのメモリデバイスによって実現することができる。主メモリ 1 9 1 4、1 9 1 6 へのアクセスは、クロックコントローラによって制御される。

30

【 0 1 2 2 】

図示の例のプロセッサプラットフォーム 1 9 0 0 はまた、インターフェース回路 1 9 2 0 を含む。インターフェース回路 1 9 2 0 は、イーサネットインターフェース、ユニバーサルシリアルバス（U S B）、および / または P C I エクスプレスインターフェースなどの任意のタイプのインターフェース規格によって実現することができる。

40

【 0 1 2 3 】

図示の例では、1つまたは複数の入力デバイス 1 9 2 2 がインターフェース回路 1 9 2 0 に接続される。入力デバイス 1 9 2 2 は、ユーザがデータおよびコマンドをプロセッサ 1 9 1 2 に入力することを可能にする。入力デバイスは、例えば、センサ、マイクロフォン、カメラ（静止画または動画）、キーボード、ボタン、マウス、タッチスクリーン、トラックパッド、トラックボール、アイソポイントおよび / または声認識システムによって実現することができる。

【 0 1 2 4 】

50

1つまたは複数の出力デバイス1924もまた、図示の例のインターフェース回路1920に接続される。出力デバイス1924は、例えば、ディスプレイデバイス（例えば、発光ダイオード（LED）、有機発光ダイオード（OLED）、液晶ディスプレイ、ブラウン管ディスプレイ（CRT）、タッチスクリーン、触覚出力デバイス、および/またはスピーカ）によって実現することができる。したがって、図示の例のインターフェース回路1920は、典型的には、グラフィックスドライバカード、グラフィックスドライバチップまたはグラフィックスドライバプロセッサを含む。

【0125】

図示の例のインターフェース回路1920はまた、ネットワーク1926（例えば、イーサネット接続、デジタル加入者回線（DSL）、電話回線、同軸ケーブル、携帯電話システムなど）を介した外部機械（例えば、任意の種類のコピューティングデバイス）とのデータのやり取りを容易にするために、送信器、受信器、トランシーバ、モデム、および/またはネットワークインターフェースカードなどの通信デバイスを含む。

10

【0126】

図示の例のプロセッサプラットフォーム1900は、ソフトウェアおよび/またはデータを記憶するための1つまたは複数の大容量記憶デバイス1928も含む。そのような大容量記憶デバイス1928の例は、フロッピーディスクドライブ、ハードドライブディスク、コンパクトディスクドライブ、ブルーレイディスクドライブ、RAIDシステム、およびデジタル多用途ディスク（DVD）ドライブを含む。

【0127】

図19の符号化命令1932は、大容量記憶デバイス1928、揮発性メモリ1914、不揮発性メモリ1916、および/またはCDもしくはDVDなどの取り外し可能な有形のコピュータ可読記憶媒体に記憶することができる。

20

【0128】

上記から、複数の深層学習および/または他の機械学習技術を使用して、撮像および/または他のヘルスケアシステムの動作を監視、処理、および改善するために、上記した開示の方法、装置、および製造物品が開示されていることが理解されよう。

【0129】

本明細書では、ある特定の例示的な方法、装置、および製造物品について説明したが、本特許の適用範囲はこれに限定されない。むしろ反対に、本特許は、本特許の特許請求の範囲の技術的範囲に正当に含まれるすべての方法、装置、および製造物品を包含する。

30

【符号の説明】

【0130】

- 100 超音波診断装置、超音波システム、超音波スキャン装置、超音波撮像デバイス
- 110 超音波プローブ
- 120 送受信ビームフォーマ
- 130 エコーデータ処理ユニット
- 140 表示制御ユニット
- 150 表示ユニット
- 160 操作ユニット
- 170 制御ユニット
- 180 スピーカ
- 200 ドップラー処理ユニット
- 210 直交検波ユニット
- 220 ウォールフィルタユニット
- 230 メモリ
- 240 高速フーリエ変換（FFT）処理ユニット
- 250 信号推定ユニット
- 260 逆高速フーリエ変換（IFFT）処理ユニット
- 270 オーディオ処理ユニット

40

50

3 0 0	学習ニューラルネットワーク	
3 1 0	入力	
3 1 2	入力	
3 1 4	入力	
3 1 6	入力	
3 2 0	入力層、第 1 の層	
3 2 2	入力ノード	
3 2 4	入力ノード	
3 2 6	入力ノード	
3 3 0	ニューラル接続部	10
3 3 2	例示的な接続部	
3 3 4	例示的な接続部	
3 4 0	隠れ層、第 2 の層	
3 4 2	ノード	
3 4 4	ノード	
3 4 6	ノード	
3 4 8	ノード	
3 5 0	ニューラル接続部	
3 5 2	例示的な接続部	
3 5 4	例示的な接続部	20
3 6 0	隠れ層、第 3 の層	
3 6 2	ノード	
3 6 4	ノード	
3 6 6	ノード	
3 6 8	ノード	
3 7 0	ニューラル接続部	
3 7 2	例示的な接続部	
3 7 4	例示的な接続部	
3 8 0	出力層	
3 8 2	出力ノード	30
3 9 0	出力	
4 0 0	畳み込みニューラルネットワーク	
4 0 2	ウィンドウ	
4 0 4	畳み込み	
4 0 6	特徴マップ	
4 1 0	特徴マップ	
4 1 2	畳み込み	
4 1 4	拡張特徴マップ	
4 1 6	サブサンプリング	
4 1 8	特徴マップ	40
4 2 0	畳み込み	
4 2 2	分類層、畳み込みされた層	
4 2 4	カテゴリ	
4 2 5	信号推定ユニット	
4 2 6	接続部	
5 0 0	ニューラルネットワーク	
5 0 2	マトリックス	
5 0 4	層	
5 1 0	特徴	
5 1 2	特徴	50

5 1 4	特徴	
5 1 6	特徴	
5 1 8	特徴	
5 2 0	特徴	
5 2 2	特徴	
5 3 0	マトリックス、第2の層、複数の画像、サブ画像	
5 3 2	マトリックス、複数の画像、サブ画像	
5 3 4	マトリックス、複数の画像、サブ画像	
5 3 6	マトリックス、複数の画像、サブ画像	
5 3 8	マトリックス、複数の画像、サブ画像	10
5 4 0	マトリックス	
5 4 2	マトリックス	
5 4 4	マトリックス	
5 4 6	マトリックス	
5 4 8	マトリックス	
5 5 0	出力、部分	
5 5 2	出力、部分	
5 5 4	出力、部分	
6 0 0	例示的な構成	
6 1 0	生データ	20
6 2 0	学習ネットワーク	
7 0 2	入力、データ、入力データセット	
7 0 4	訓練ネットワーク	
7 0 6	順方向	
7 0 8	犬、ネットワーク結果、決定、ネットワーク出力	
7 1 0	既知の結果との比較	
7 1 2	既知の結果、データ、既知の出力	
7 1 4	エラー	
7 1 6	逆方向パス	
7 2 0	入力	30
7 2 2	展開された学習ネットワーク	
7 2 4	出力、人間の顔	
8 1 0	生の入力データ、入力	
8 2 0	前処理	
8 3 0	パッチ作成	
8 4 0	訓練されたネットワーク	
8 5 0	出力アセンブル	
8 6 0	表示	
9 0 0	学習デバイス	
9 0 1	訓練デバイス	40
9 0 3	展開されたデバイス	
9 1 0	入力定義	
9 1 1	訓練入力	
9 1 3	入力定義、システム入力	
9 2 0	学習ネットワークモデル、ネットワーク	
9 2 1	ネットワーク	
9 2 3	訓練されたネットワーク	
9 3 0	出力定義、出力	
9 3 1	出力評価部	
9 3 3	出力定義、出力	50

1 0 0 0	超音波撮像自動化パイプラインまたはプロセス	
1 0 1 0	プローブ載置、ブロック	
1 0 2 0	パラメータ設定、設定されたパラメータ	
1 0 3 0	ドップラースキャン、自動ドップラー検査分類モジュール	
1 0 4 0	試験分類、検査分類、自動化ドップラー検査分類部、検査 / 試験分類部	
1 0 5 0	測定性能、性能測定	
1 0 6 0	試験分類部	
1 0 6 2	画像キャプチャ部	
1 0 6 4	パラメータデータストア	
1 0 6 6	パラメータ計算部	10
1 0 6 8	心臓周期モニタ	
1 0 7 0	ドップラースペクトルレコーダ	
1 0 7 2	検査タイプ推論部	
1 1 0 0	表	
1 1 1 0	ゲート位置	
1 1 2 0	検査タイプ	
1 1 3 0	撮像モード	
1 1 4 0	標準像	
1 2 0 0	インターフェース画面、超音波デバイス画面、デバイス	
1 2 0 1	ミニチュア画像	20
1 2 0 2	キャプチャされたドップラースペクトル	
1 2 0 3	スケール	
1 2 0 4	心電図 ( E C G )	
1 2 0 5	心拍数	
1 2 0 6	グレースケールインジケータ	
1 2 1 0	検査のタイプ	
1 3 0 0	出力	
1 3 1 0	入力パラメータ、パラメータのリスト	
1 3 2 0	Bモード画像、Bモードフレーム	
1 3 3 0	スペクトログラム、ドップラースペクトル	30
1 3 3 2	心臓周期スペクトログラム、心臓周期、セグメント	
1 3 3 4	心臓周期スペクトログラム、心臓周期、セグメント	
1 3 3 6	心臓周期スペクトログラム、心臓周期、セグメント	
1 4 0 0	分類システム	
1 4 1 2	ニューラルネットワーク N N 1	
1 4 1 4	ニューラルネットワーク N N 1	
1 4 1 6	ニューラルネットワーク N N 1	
1 4 2 0	第 2 のニューラルネットワーク N N 2	
1 4 3 2	F F T フィルタ	
1 4 3 4	F F T フィルタ	40
1 4 3 6	F F T フィルタ	
1 4 4 0	平均化	
1 4 5 0	組み合わせ、組み合わせ部	
1 4 6 0	分類部	
1 5 0 0	表	
1 5 1 0	実際の値	
1 5 2 0	予測値	
1 6 0 0	方法	
1 6 1 0	ブロック	
1 6 2 0	ブロック	50

1 6 3 0	ブロック	
1 7 1 0	ブロック	
1 7 2 0	ブロック	
1 8 0 2	ブロック	
1 8 0 4	ブロック	
1 8 0 6	ブロック	
1 8 0 8	ブロック	
1 8 1 0	ブロック	
1 8 1 2	ブロック	
1 8 1 4	ブロック	10
1 8 1 6	ブロック	
1 8 1 8	ブロック	
1 8 2 0	ブロック	
1 8 2 2	ブロック	
1 8 2 4	ブロック	
1 9 0 0	プロセッサプラットフォーム	
1 9 1 2	プロセッサ	
1 9 1 3	ローカルメモリ	
1 9 1 4	揮発性メモリ、主メモリ	
1 9 1 6	不揮発性メモリ、主メモリ	20
1 9 1 8	バス	
1 9 2 0	インターフェース回路	
1 9 2 2	入力デバイス	
1 9 2 4	出力デバイス	
1 9 2 6	ネットワーク	
1 9 2 8	大容量記憶デバイス	
1 9 3 2	符号化命令	
x、y	ゲート座標	

【 図 1 】

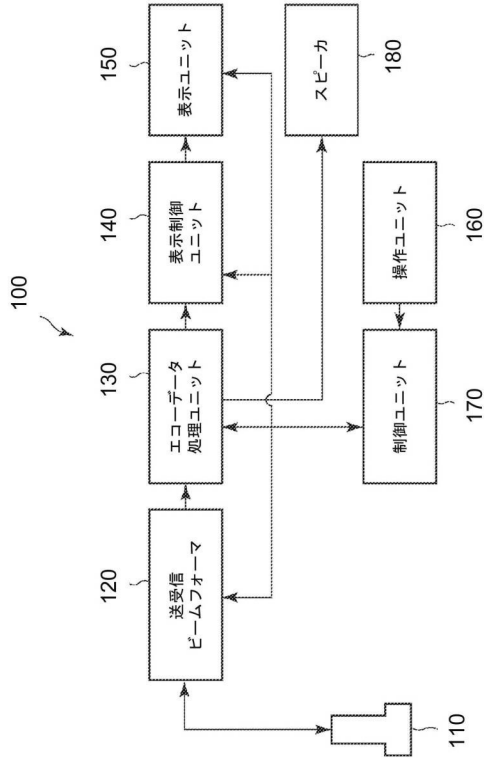


FIG. 1

【 図 2 】

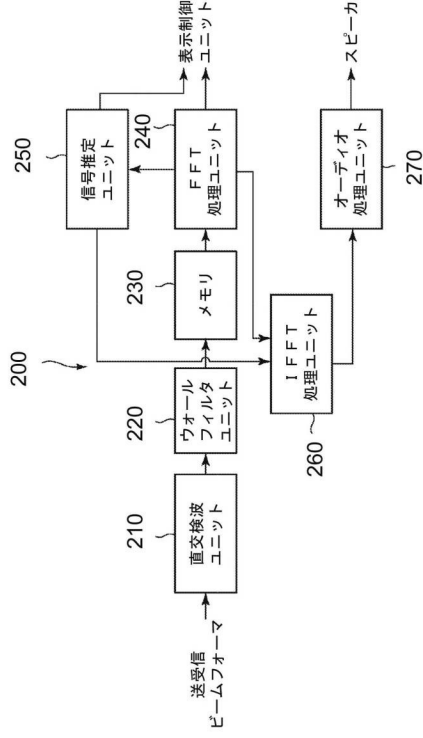


FIG. 2

【 図 3 】

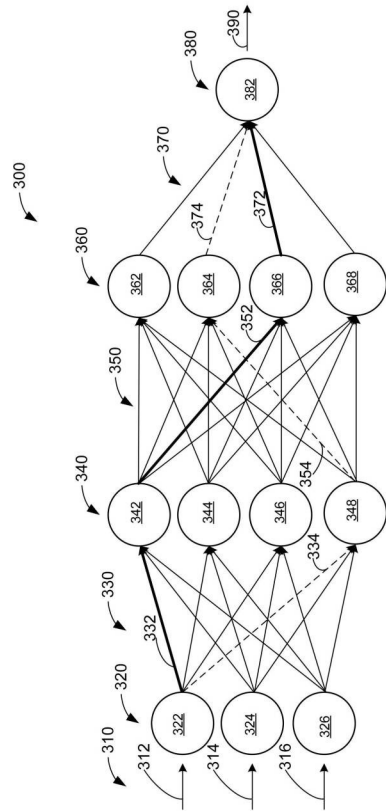


FIG. 3

【 図 4 】

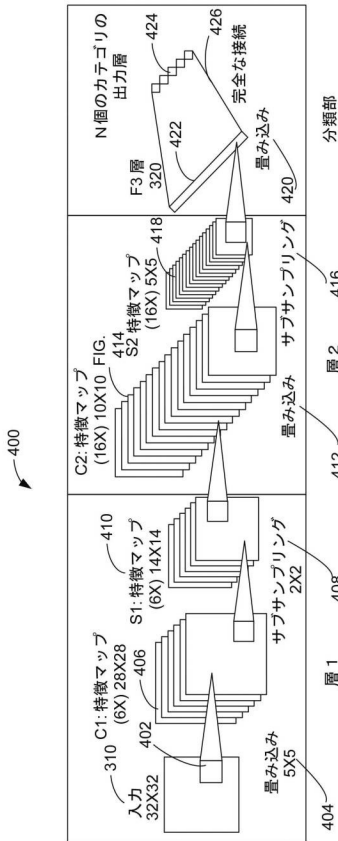


FIG. 4

【図5】

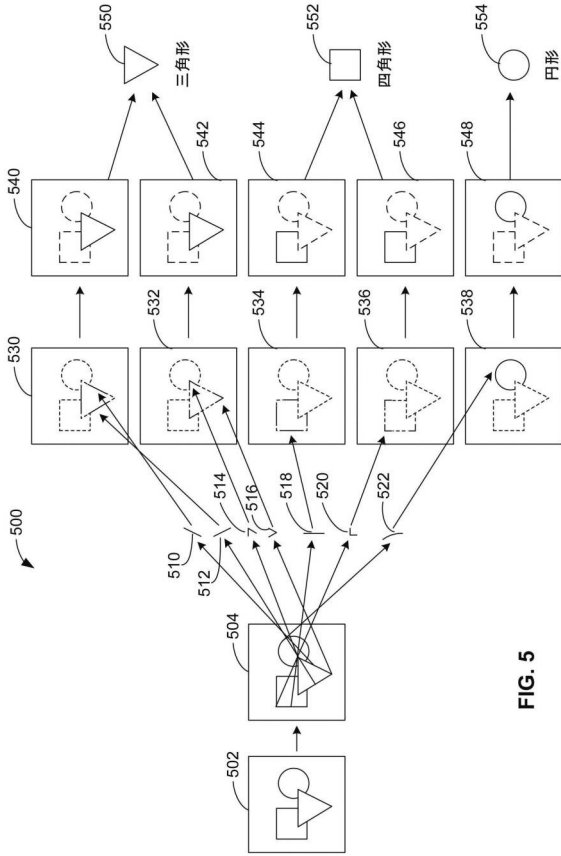


FIG. 5

【図6A】

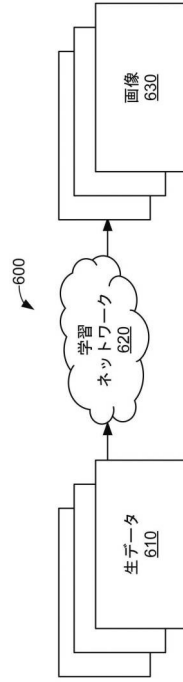


FIG. 6A

【図6B】



FIG. 6B

【図7】

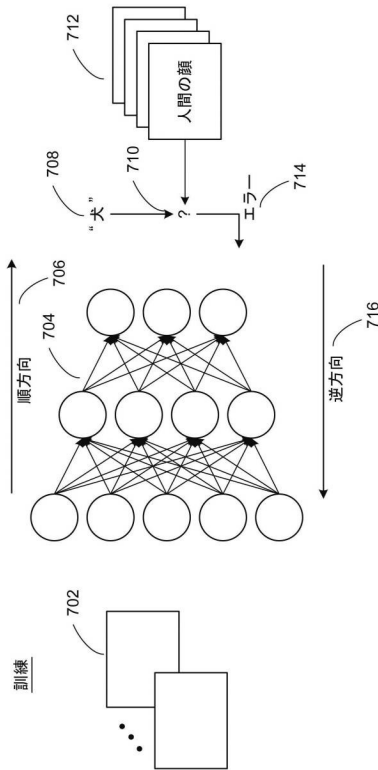
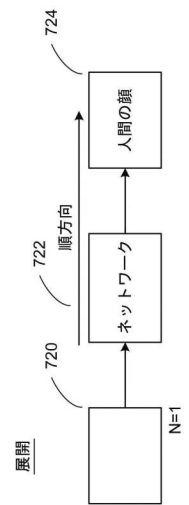


FIG. 7



【 図 8 】

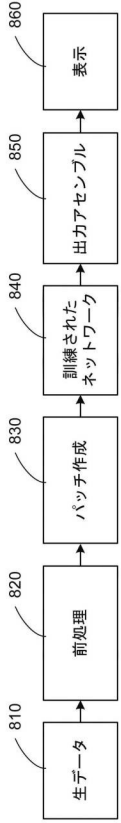


FIG. 8

【 図 9 A 】

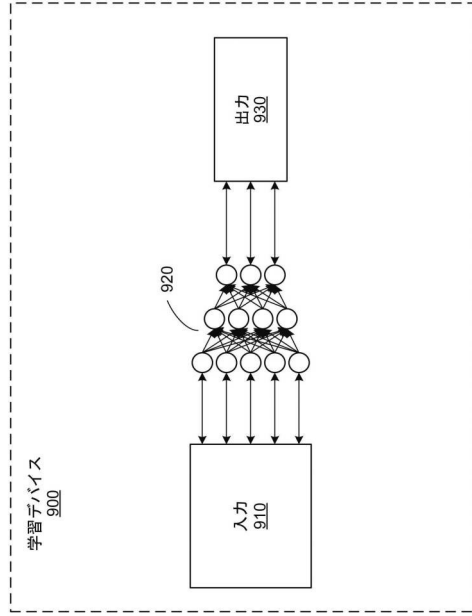


FIG. 9A

【 図 9 B 】

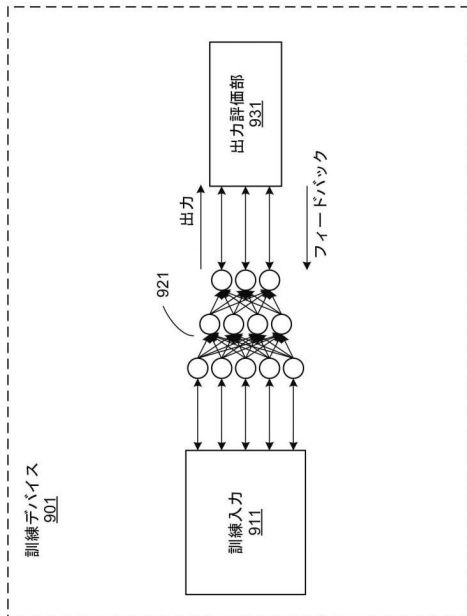


FIG. 9B

【 図 9 C 】

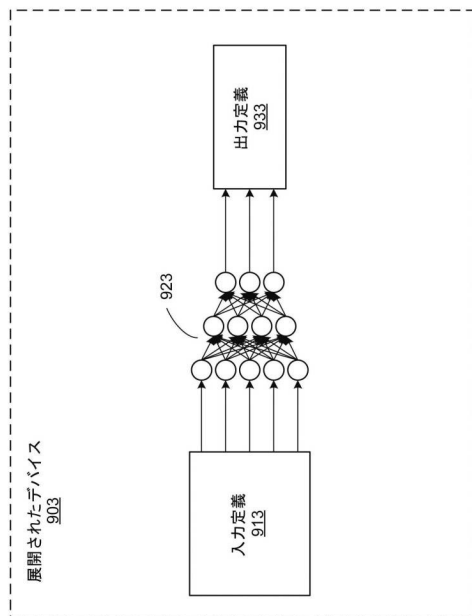


FIG. 9C

【 図 1 0 A 】

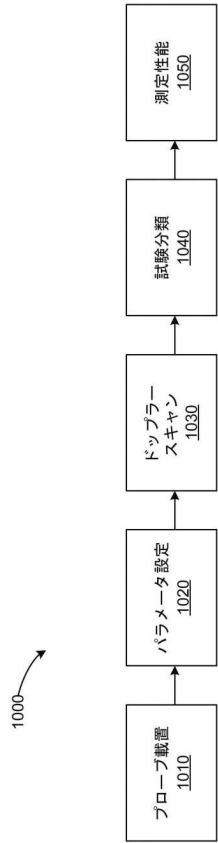


FIG. 10A

【 図 1 0 B 】

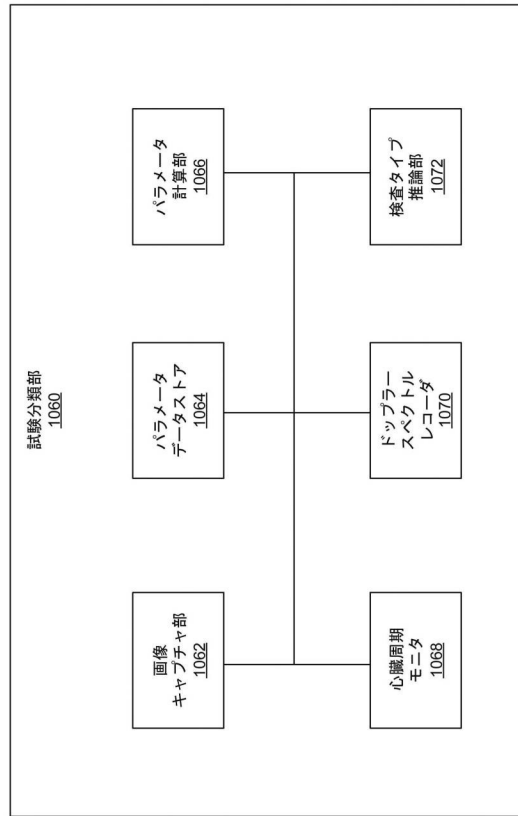


FIG. 10B

【 図 1 1 】

1110 ゲート位置	1120 検査タイプ	1130 モード	1140 標準像
大動脈弁	AR	CW	5腔 APLAX
	AVO	CW	5腔 APLAX
	LVOT	PW	5腔 APLAX
僧帽弁	MR	CW	4腔 2腔 APLAX
	MVI	PW	4腔 2腔 APLAX
肺静脈	肺静脈	PW	4腔
肺動脈弁	PVO	CW	PSAX基部 胸骨傍RVOT
	RVOT	PW	PSAX基部 胸骨傍RVOT
三尖弁	TR	CW	4腔 胸骨傍RV流入 PSAX基部
	TVI	PW	4腔
僧帽弁側壁	LAT	TDI	4腔
僧帽弁中隔	SEP		
三尖弁 右壁 (自由壁)	RV		

FIG. 11

【 図 1 2 】

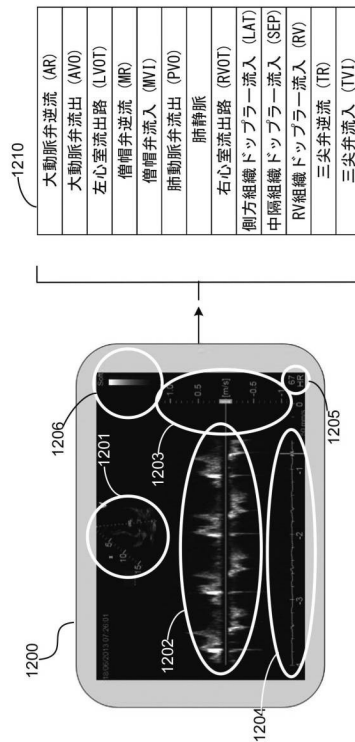
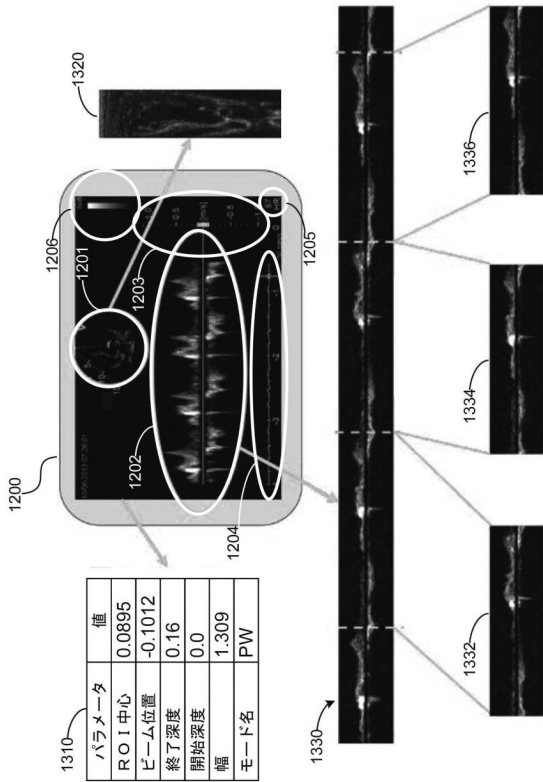


FIG. 12

【 図 1 3 】



【 図 1 4 】

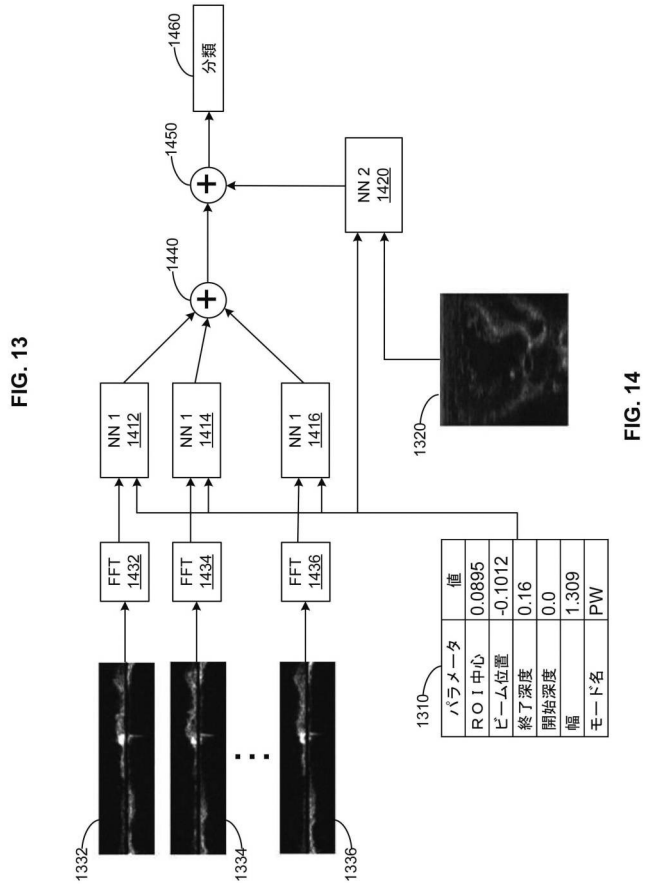


FIG. 13

FIG. 14

【 図 1 5 】

1500	予測															
	AR	14														
	AVO		60													
	LVOT			41												
	MR				2											
	MVI					79										
	PVO						26									
	肺静脈							34								
	RVOT								30							
	TR									48						
	TVI										25					
	LAT											48				
	RV												20	1		
	SEPT													2	1	20
	1510	送報														

【 図 1 6 】

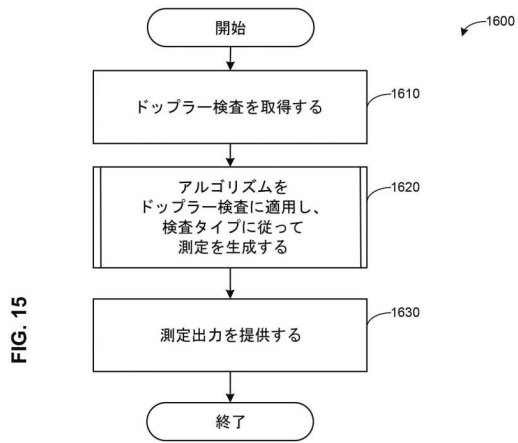


FIG. 15

FIG. 16

【 図 1 7 】

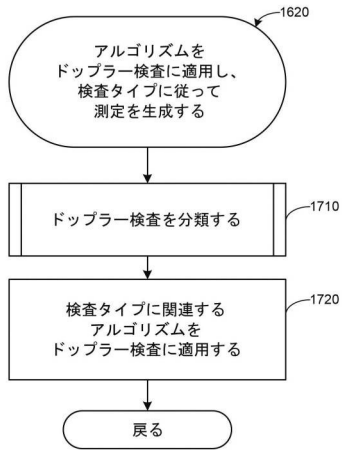


FIG. 17

【 図 1 8 】

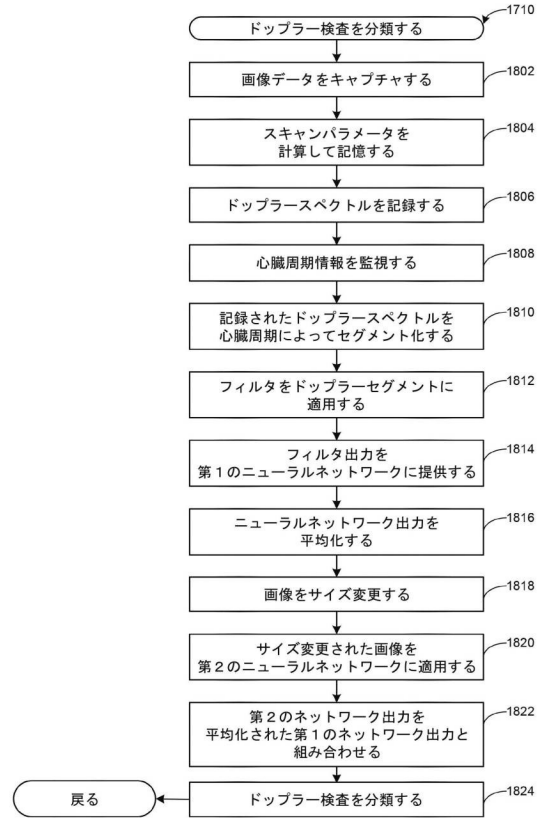


FIG. 18

【 図 1 9 】

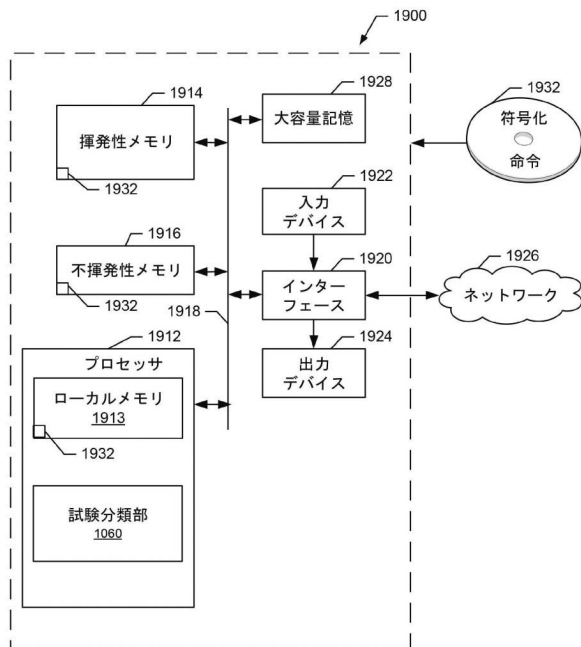


FIG. 19

---

フロントページの続き

(72)発明者 オメル・バーコル

イスラエル、3508510、ハイファ、ナティーヴ・ハ=オル・ストリート・ナンバー1、ジー  
イー・メディカル・システムズ・イスラエル・リミテッド

(72)発明者 エイヤル・ハユン

イスラエル、3508510、ハイファ、ナティーヴ・ハ=オル・ストリート・ナンバー1、ジー  
イー・メディカル・システムズ・イスラエル・リミテッド

(72)発明者 エイギル・サムセット

ノルウェー、0349、オスロ、ガウスダーレン21、フォルスクニンガバルケン

(72)発明者 エリナ・ソクリン

イスラエル、ティラト・カルメル、エトガー・ストリート、4

Fターム(参考) 4C601 DD03 DD15 DE04 EE11 FF08 JB49 KK16 KK36 LL05

【外国語明細書】  
2020075104000001.pdf

专利名称(译)	超声心脏多普勒检查的自动化		
公开(公告)号	<a href="#">JP2020075104A</a>	公开(公告)日	2020-05-21
申请号	JP2019182879	申请日	2019-10-03
[标]申请(专利权)人(译)	通用电气公司		
申请(专利权)人(译)	通用电气公司		
[标]发明人	レナートケシエト		
发明人	レナート・ケシエト オメル・バーコル エイヤル・ハユン エイギル・サムセット エリナ・ソクリン		
IPC分类号	A61B8/06		
CPC分类号	A61B8/0883 A61B8/4488 A61B8/488 A61B8/5223 A61B8/5207 A61B8/5246 G01S7/52098 G01S15/8979 A61B8/06 A61B8/4483 G01S7/52071 G06T2207/10132		
FI分类号	A61B8/06		
F-TERM分类号	4C601/DD03 4C601/DD15 4C601/DE04 4C601/EE11 4C601/FF08 4C601/JB49 4C601/KK16 4C601/KK36 4C601/LL05		
代理人(译)	小島 猛		
优先权	16/154,202 2018-10-08 US		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a>		

摘要(译)

要解决的问题：提供用于医学图像处理的改进的机器学习系统和方法。超声心动图多普勒检查系统的测试分类单元1060包括用于促进图像捕获的图像捕获单元1062，用于记录多普勒频谱的多普勒频谱记录器1070以及至少一个神经网络。处理频谱以在测试类型分类之间生成第一概率分布，使用至少一个神经网络处理图像以在测试类型分类之间生成第二概率分布，以及测试类型推断单元1072，用于通过组合上述概率分布和第二概率分布来推断测试类型，从而推断与多普勒频谱相关的测试类型。  
[选择图]图10B

