

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号
特許第7252206号
(P7252206)

(45)発行日 令和5年4月4日(2023.4.4)

(24)登録日 令和5年3月27日(2023.3.27)

(51)国際特許分類

A 6 1 B 8/14 (2006.01)

F I

A 6 1 B 8/14

請求項の数 14 (全17頁)

(21)出願番号 特願2020-507998(P2020-507998)
 (86)(22)出願日 平成30年8月2日(2018.8.2)
 (65)公表番号 特表2020-531074(P2020-531074
 A)
 (43)公表日 令和2年11月5日(2020.11.5)
 (86)国際出願番号 PCT/EP2018/070960
 (87)国際公開番号 WO2019/034436
 (87)国際公開日 平成31年2月21日(2019.2.21)
 審査請求日 令和3年7月28日(2021.7.28)
 (31)優先権主張番号 62/546,588
 (32)優先日 平成29年8月17日(2017.8.17)
 (33)優先権主張国・地域又は機関
 米国(US)

(73)特許権者 590000248
 コーニンクレッカ フィリップス エヌ
 ヴェ
 Koninklijke Philips
 N. V.
 オランダ国 5656 アーヘー アイン
 ドーフェン ハイテック キャンパス 52
 High Tech Campus 52,
 5656 AG Eindhoven, N
 etherlands
 (74)代理人 110001690
 弁理士法人M & Sパートナーズ
 アガルワル アナップ
 (72)発明者 オランダ国 5656 アーヘー アイン
 ドーフェン ハイ テック キャンパス 5
 最終頁に続く

(54)【発明の名称】 画像アーチファクト特定及び除去のための深層学習ネットワークを有する超音波システム

(57)【特許請求の範囲】

【請求項1】

深層学習を使用して超音波画像の画質を向上させる超音波診断撮像システムであって、
 超音波画像信号を取得する超音波プローブと、
 前記超音波プローブに結合され、Bモード超音波画像を生成するBモード画像プロセッサと、
 前記Bモード超音波画像を受信し、前記Bモード超音波画像内の血管内のアーチファクトを特定するニューラルネットワークモデルと、
 アーチファクトコンテンツが低減された前記Bモード超音波画像を表示するディスプレイと、
 を含み、

前記超音波画像信号を受信する時間利得制御回路を更に含み、

前記時間利得制御回路は、アーチファクトの前記特定に応答して、特定されたアーチファクトの画像深度における利得を低減する、システム。

【請求項2】

前記超音波プローブに結合され、前記Bモード超音波画像が撮像する領域内の動きに関する情報を生成する動き検出器を更に含み、
 前記ニューラルネットワークモデルは更に、アーチファクトの前記特定において、動きに関する情報を使用する、請求項1に記載の超音波診断撮像システム。

【請求項3】

前記 B モード超音波画像を受信し、前記ニューラルネットワークモデルに応答して、前記 B モード超音波画像内で特定されたアーチファクトを低減するアーチファクトフィルタを更に含む、請求項 2 に記載の超音波診断撮像システム。

【請求項 4】

深層学習を使用して超音波画像の画質を向上させる超音波診断撮像システムであって、超音波画像信号を取得する超音波プローブと、
前記超音波プローブに結合され、B モード超音波画像を生成する B モード画像プロセッサと、

前記 B モード超音波画像を受信し、前記 B モード超音波画像内の血管内のアーチファクトを特定するニューラルネットワークモデルと、

アーチファクトコンテンツが低減された前記 B モード超音波画像を表示するディスプレイと、

を含み、

前記超音波プローブに結合され、前記 B モード超音波画像が撮像する領域内の動きに関する情報を生成する動き検出器を更に含み、

前記ニューラルネットワークモデルは更に、アーチファクトの前記特定において、前記動きに関する情報を使用し、

前記 B モード超音波画像を受信し、前記ニューラルネットワークモデルに応答して、前記 B モード超音波画像内で特定されたアーチファクトを低減するアーチファクトフィルタを更に含み、

前記ニューラルネットワークモデルによる前記 B モード超音波画像の解析の結果と、動きに関する前記情報を求め、前記情報を応じて前記アーチファクトフィルタを制御するように前記アーチファクトフィルタに結合された出力部を有する相關器を更に含む超音波診断撮像システム。

【請求項 5】

前記ニューラルネットワークモデルは更に、ユーザに表示する信頼係数を生成する、請求項 3 に記載の超音波診断撮像システム。

【請求項 6】

前記ニューラルネットワークモデルは更に、前記 B モード超音波画像内の解剖学的構造を認識する、請求項 1 に記載の超音波診断撮像システム。

【請求項 7】

前記動き検出器は更に、ドップラープロセッサを含む、請求項 2 に記載の超音波診断撮像システム。

【請求項 8】

前記ドップラープロセッサは更に、6 サンプルよりも短いアンサンブル長で動作する、請求項 7 に記載の超音波診断撮像システム。

【請求項 9】

前記ドップラープロセッサは更に、マルチライン受信により取得されたアンサンブルで動作する、請求項 7 に記載の超音波診断撮像システム。

【請求項 10】

前記動き検出器は更に、スペックル追跡により動作する、請求項 2 に記載の超音波診断撮像システム。

【請求項 11】

B モード画像を使用して、又は、B モード画像を直交情報と共に使用して、B モード画像内のアーチファクトを検出するようにニューラルネットワークモデルをトレーニングするステップと、

リアルタイムの B モード画像を取得するステップと、

前記 B モード画像の情報に直交する画像情報を取得するステップと、

B モード画像及び直交画像情報を使用して、リアルタイムの超音波画像内のアーチファクトを特定するように、トレーニングされた前記ニューラルネットワークモデルを使用す

10

20

30

40

50

るステップと、

前記アーチファクトの前記特定に応答して、特定された前記アーチファクトの画像深度における利得を低減するステップと、

特定された前記アーチファクトをフィルタリングするステップと、
を含む、深層学習を使用して超音波画像の画質を向上させる方法。

【請求項 1 2】

前記 B モード画像の情報に直交する画像情報を取得するステップは更に、前記 B モード画像と同じ画像フィールドの動き情報を取得するステップを含む、請求項 1 1 に記載の方法。

【請求項 1 3】

前記ニューラルネットワークモデルは更に、前記時間利得制御回路に結合され、特定されたアーチファクトの前記画像深度を前記時間利得制御回路に通信する、請求項 1 に記載の超音波診断撮像システム。

【請求項 1 4】

前記ニューラルネットワークモデルは更に、 T G C 利得を低減し、アーチファクトについて、再取得された超音波画像を反復的に解析する、請求項 1 に記載の超音波診断撮像システム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0 0 0 1】

本発明は、医用診断超音波システムに関し、具体的には、除去する画像アーチファクトを特定することにより超音波画像を向上させる深層学習ネットワークを有する超音波システムに関する。

【背景技術】

【0 0 0 2】

現在利用可能な医用超音波システムは、臨床医が、オンボード検査プロトコルを使用して患者の超音波走査を行い、画像を撮り、測定を行い、内蔵アルゴリズム及びレポート生成ソフトウェアを使用して診断を行い、診断結果を報告することを可能にする。臨床医は、検査を開始する前に、検査中に使用される及び行われる設定並びに機能を選択してシステムをセットアップする必要がある。これは、通常、使用するプローブタイプの選択から始まり、次に、検査タイプ (O B 、心臓学、末梢血管等) や、使用する場合には検査プロトコル及びその他の超音波機器の操作設定の選択が続く。今日の超音波システムには自動検査セットアップがあり、これは、一般的な検査や、1つの検査から保存される設定のオンボードリストから選択可能であり、ボタンを押すだけで次の検査のために呼び出すことができる。例えば米国特許第 5,315,999 号 (K i n i c k i 他) を参照されたい。これらのシステムの製造業者は、この特徴を「組織固有のプリセット」と呼ばれるシステムに進化させた。これらは、工場でインストールされるプリセットで、通常、様々なタイプの超音波検査で使用され、1つのボタンを押すだけでシステム上に呼び出すことができる。例えば妊娠中の母親の胎児検査を行う準備をしている産科医が「 O B 」ボタンを押すと、超音波システムは、胎児検査の実施に通常使用される設定にすぐに調整される。

【0 0 0 3】

深層学習は、問題を解析する際の人間の脳の機能を模倣する機械学習アルゴリズムの急速に発展している部門である。人間の脳は、過去に同様の問題を解いたことから学習したことを思い出し、その知識を適用して新しい問題を解決する。パターン認識、自然言語処理、コンピュータビジョンといった多くの分野におけるこの技術の可能な使用を確認するために調査が進行中である。深層学習アルゴリズムには、カスタムコンピュータコードを書くのではなく、画像サンプルを解析することにより画像特徴を認識するように一般化及びトレーニングすることができる点で、従来の形式のコンピュータプログラミングアルゴリズムよりも明確な利点がある。しかし、超音波システムにおいて視覚化される解剖学的構造は、すぐには自動画像認識に役立たない。各人は異なり、解剖学的形状、サイズ、位

10

20

30

40

50

置及び機能も人によって異なる。更に、同じ超音波システムを使用する場合でも、超音波画像の品質及び鮮明度は異なる。これは、画像形成に使用される体内から返される超音波信号に体形が影響を与えるからである。体脂肪の厚い層を通して臓器を走査すると、超音波信号は大幅に減衰され、画像内で解剖学的構造が十分に定義されない。しかし、本願に説明するシステムは、深層学習技術を使用して、ニューラルネットワークモデルによる処理を介して超音波画像内の解剖学的構造を認識する機能を示している。ニューラルネットワークモデルは、まず、既知の解剖学的構造の複数の画像が提示されることによってトレーニングされる。トレーニングされると、ユーザが取得した保存済み画像又はライブ画像が、ニューラルネットモデルによってリアルタイムで解析され、画像内の解剖学的構造が特定される。解剖学的構造の特定は、画像に注釈を付けたり、特定された解剖学的構造の検査を実施するために超音波システムのユーザコントロールを設定するために使用される。

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0004】

超音波画像内の解剖学的構造を認識する機能を説明したが、深層学習の使用における更なる要望は、それを使用して画質を向上させることである。これが有益となる診断分野の1つは、血管内に形成されたブラークの検出及び解析である。ブラークは、血管の超音波画像ではかすかにしか見えないことが多く、検出が困難である。この困難さは、血管の物理的現象及び解剖学的構造によって更に悪化する。これらの物理現象及び解剖学的構造は、血管壁から超音波を残響やその他のマルチパス反射の形で反射する可能性がある。これらの残響は、超音波トランスデューサによって検出され、超音波画像内に血管上のヘイズ（クラッタ）として現れる。クラッタは、ブラークと同じ明るさの範囲に一般的に表れるため、血管壁のブラーク蓄積を不明瞭にする。深層学習といった特徴を使用して超音波画像を解析し、残響及び他のマルチパス歪みからのヘイズといった画像アーチファクトを認識し、これを画像から除去してブラークをより確実に診断できることが望ましい。更に、超音波画像の取得及び処理に必要な時間に大きな影響を与えることなくこのようなアーチファクトを検出及び除去して、画像フレームをリアルタイム表示でユーザに提示することができる望ましい。

【課題を解決するための手段】

【0005】

本発明の原理によれば、超音波システムは、身体の或る領域のBモード画像と、同じ領域の直交情報とを取得する。直交とは、Bモード画像の構造情報を補完する解剖学的構造の、動きといった第2の情報源を意味する。Bモード画像又はBモード画像及び直交情報は、本目的のためにトレーニングされたニューラルネットワークモデルにより解析され、ブラークといった解剖学的材料から区別して画像内のヘイズアーチファクトを特定する。特定されたアーチファクトは、フィルタリング等により画像から削除される。別の実施態様では、ニューラルネットワークモデルは、血管と血管内のヘイズ又はクラッタとを特定し、ヘイズ又はクラッタの画像深度でTGC（時間利得制御）利得を低減して、ヘイズ又はクラッタを画像から除去する。

【図面の簡単な説明】

【0006】

【図1】図1は、本発明の原理に従って構成された超音波システムを示す。

【図2】図2は、ヘイズアーチファクト及びブラークの両方を含む血管の超音波画像を示す。

【図3】図3は、ヘイズアーチファクト及びブラークの両方を含む血管の超音波画像を示す。

【図4a】図4aは、同じ解剖学的構造の直交情報の超音波画像であって、血管のBモード画像におけるヘイズアーチファクトを示す。

【図4b】図4bは、同じ解剖学的構造の直交情報の超音波画像であって、同じ血管のカラーフロー画像における動き（流れ）を示す。

10

20

30

40

50

【図5】図5は、本発明の原理に従って直交画像情報を使用して画像アーチファクトを除去することにより画質を向上させる第1の方法を説明するフローチャートである。

【図6】図6は、第2のやり方で直交画像情報を使用して画像アーチファクトを除去するように再構成された場合の図1の超音波システムの一部を示す。

【図6a】図6aは、図6の相関器の動作を説明する表である。

【図7】図7は、図6のサブシステムに従って直交画像情報を使用して画像アーチファクトを除去することにより画質を向上させる第2の方法を説明するフローチャートである。

【図8】図8は、血管クラッタを示す画像と、画像に隣接して表示されるTGC曲線とを備えた超音波ディスプレイを示す。

【図9】図9は、TGC特性を調整することにより図8の画像内の血管クラッタを除去する技術を説明するフローチャートである。 10

【図10】図10は、図9の技術によるクラッタ除去後の図8の超音波ディスプレイを示す。

【発明を実施するための形態】

【0007】

ここで図1を参照すると、本発明の原理に従って構成された超音波診断撮像システムがブロック図形式で示されている。トランスデューサアレイ12が、超音波を送信し、エコー情報を受信するために超音波プローブ10に設けられている。トランスデューサアレイ12は、例えば仰角(3D)及び方位角の両方で2次元又は3次元で走査可能であるトランスデューサ素子の1次元又は2次元アレイであってよい。トランスデューサアレイ12は、アレイ素子による信号の送受信を制御するプローブ内のマイクロビームフォーマ14に結合されている。マイクロビームフォーマは、米国特許第5,997,479号(Savord他)、第6,013,032号(Savord)及び第6,623,432号(Powers他)に説明されているように、トランスデューサ素子のグループ又は「パッチ」によって受信された信号の少なくとも部分的なビーム形成が可能である。マイクロビームフォーマは、プローブケーブルによって送受信(T/R)スイッチ16に結合される。送受信(T/R)スイッチ16は、送信と受信とを切り替え、メインビームフォーマ20を高エネルギー送信信号から保護する。マイクロビームフォーマ14の制御下でのトランスデューサアレイ12からの超音波ビームの送信は、T/Rスイッチに結合された送信コントローラ18と、ユーザインターフェース又は制御パネル38のユーザ操作から入力を受信するビームフォーマ20とによって導かれる。送信コントローラによって制御される送信特性には、送信波形の間隔、振幅、位相及び極性がある。パルス伝送の方向に形成されたビームは、トランスデューサアレイからまっすぐ前方に又はより広い視野のために異なる角度で操縦することができる。 20

【0008】

トランスデューサアレイ12によって受信されたエコーは、TGC制御回路19の制御下でTGC増幅器17によって被験者内の深度の関数として増幅される。時間利得制御補正是、長年にわたって超音波で使用されてきている。増幅器の利得は、ディスプレイ上のグラフィックタッチスクリーンコントロールによって、又は、参照により本明細書に組み込まれる米国特許第5,482,045号(Rust他)に説明されているように、機械式スライドポットによって設定することができる。手動で行われるスライドポット調整は、TGC増幅器又はTGC制御回路のメモリに保存されている利得値に直接適用され、利得の制御に使用される。トランスデューサ素子の連続したグループによって受信された利得補正されたエコーは、それらを適切に遅延させてから結合することによりビーム形成される。各パッチからマイクロビームフォーマ14によって生成される部分的にビーム形成された信号は、メインビームフォーマ20に結合され、そこで、トランスデューサ素子の個々のパッチからの部分的にビーム形成された信号は、完全にビーム形成されたコヒーレントエコー信号となるように結合される。例えばメインビームフォーマ20は、128個のチャネルを有し、各チャネルは、12個のトランスデューサ素子からなる1つのパッチから部分的にビーム形成された信号を受信する。このようにして、2次元アレイトランスデ 30

10

20

30

40

50

ユーザの 1500 個を超えるトランステューサ素子によって受信された信号は、単一のビーム形成信号に効率的に寄与することができる。

【 0 0 0 9 】

コヒーレントエコー信号は、信号プロセッサ 26 によって信号処理される。信号処理には、デジタルフィルタによるフィルタリングや、空間又は周波数合成によるノイズ低減が含まれる。信号プロセッサはまた、周波数帯域をより低い又はベースバンドの周波数範囲にシフトすることもできる。信号プロセッサ 26 のデジタルフィルタは、例えば米国特許第 5,833,613 号 (A v e r k i o u 他) に開示されているタイプのフィルタであってよい。処理されたエコー信号は、次に、信号位相情報を提供する直交 (I 及び Q) 成分に復調される。

10

【 0 0 1 0 】

ビーム形成され処理されたコヒーレントエコー信号は、組織といった体内の構造の B モード画像を生成する B モードプロセッサ 52 に結合される。B モードプロセッサは、 $(I^2 + Q^2)^{1/2}$ の形式でエコー信号振幅を計算することにより、直交復調された I 及び Q 信号成分の振幅 (包絡線) 検出を行う。直交エコー信号成分は、動き検出器 46 にも結合される。本発明の一実施態様では、動き検出器は、画像フィールド内の離散点からのエコー信号のアンサンブルを保存するドップラープロセッサを含む。上記アンサンブルをその後使用して、高速フーリエ変換 (FFT) プロセッサを用いて画像内の点におけるドップラーシフトを推定する。ドップラーシフトは、画像フィールド内の点における動き、例えば血流や組織の動きに比例する。カラードップラー画像の場合、血管内の各点において推定されたドップラーフロー値がウォールフィルタ処理され、ルックアップテーブルを使用してカラー値に変換される。B モード画像信号及びドップラー流量値は、走査コンバータ 32 に結合される。走査コンバータ 32 は、B モードサンプル及びドップラーサンプルを、それらの取得した R - 座標から、例えば図 2、図 3、図 4 a 及び図 4 b に示すような直線表示形式又はセクタ表示形式である所望の表示形式での表示のためにデカルト (x, y) 座標に変換する。B モード画像又はドップラー画像のいずれかを単独で表示することも、2 つを解剖学的に位置合わせした状態で一緒に表示することもできる。この場合、図 4 b に示すように、カラードップラーオーバーレイが画像内の組織及び血管内の血流を示す。

20

【 0 0 1 1 】

30

本発明の原理によれば、同じ画像領域の B モード画像情報及び直交情報は、ニューラルネットモデル 80 に結合される。ニューラルネットモデル 80 は、深層学習の原理を使用してこれらの 2 種類の情報を解析する。深層学習ニューラルネットモデルは、ソフトウェア設計者が記述し、また、多くのソースから公的に入手することができるソフトウェアを含む。図 1 の超音波システムでは、ニューラルネットモデルソフトウェアはデジタルメモリに格納されている。「N V i d i a D i g i t s」と呼ばれるニューラルネットモデルの構築に使用できるアプリケーションを <https://developer.nvidia.com/digits> から入手することができる。N V i d i a D i g i t s は、B a r k e l y V i s i o n a n d L e a r n i n g C e n t e r (<http://caffe.berkeleyvision.org/>) によって開発された「C a f f e」と呼ばれる深層学習フレームワークに関する高レベルユーザインターフェースである。本発明の実施態様における使用に適した一般的な深層学習フレームワークのリストは、<https://developer.nvidia.com/deep-learning-frameworks> にある。ニューラルネットモデル 80 には、トレーニング画像メモリ 34 が結合されている。トレーニング画像メモリ 34 には、既知の患者の解剖学的構造の超音波画像が保存され、直交画像情報からその解剖学的構造の超音波画像におけるアーチファクトを特定するようにニューラルネットワークモデルをトレーニングするために使用される。図 2、図 3、図 4 a 及び図 4 b の頸動脈画像といった図 1 の超音波システムによって生成されるライブ画像が、ニューラルネットモデルのトレーニング中に、ニューラルネットモデルに提示されて、例えば B モード (構造) 情報及び動き情報である直交情報から頸動脈の画像におけるヘイズアーチファクトといったアーチファクトが特定される。本発明の構成された実施

40

50

態様では、ニューラルネットモデルは、直交情報を使用して頸動脈の超音波画像におけるヘイズアーチファクトを特定するようにトレーニングされている。トレーニングされたニューラルネットモデルは、この情報を解析し、画像アーチファクトが特定されると、画像フィールド内のアーチファクトの位置を特定する「アーチファクト ID」データを生成し、また、例えば 80 % の確信、100 % の確信又は他の係数といったように、その特定の精度として、モデルが推定したものの信頼係数も生成する。信頼係数は、超音波システムの表示画面に表示される。ユーザは、ニューラルネットモデルによって行われた画像解析や、また、任意の特定されたアーチファクトの除去のためのその後続の使用を承認するかどうかを決定する際にこの信頼係数を考慮することができる。ニューラルネットモデル解析が承認されると、アーチファクト ID データがアーチファクトフィルタ 48 に適用される。アーチファクトフィルタ 48 は当該データを使用して、走査コンバータ 32 によって生成された B モード画像からアーチファクトを除去する。アーチファクトフィルタは、様々な形式を取ってよい。アーチファクトフィルタは、アーチファクト ID によってヘイズ又は他のアーチファクトであると特定された血管内のピクセル位置におけるピクセルを除去する（暗くする）ピクセル単位フィルタであってよい。フィルタは、アーチファクト ID データによってアーチファクトを含むと特定された画像位置に、低減された TGC（時間利得制御）を適用してもよい。この点は、以下により詳細に説明する。フィルタ 48 は、B モード画像の領域に空間的に選択的な平滑化を適用してもよい。フィルタ 48 は、アーチファクトを含むと特定された画像領域に、異なるグレースケール圧縮又は時間的フィルタリングを行うことができる。別の代替案は、アーチファクト ID データを使用して RF 信号を、信号プロセッサ 26 のバンドパスフィルタの通過帯域を調整するように変化させることである。

【0012】

アーチファクトフィルタ 48 によって生成される向上された超音波画像は、画像プロセッサ 30 及び多平面リフォーマッタ 44 に結合される。多平面リフォーマッタは、米国特許第 6,443,896 号 (D e t m e r) に説明されているように、身体のボリュメトリック領域の共通平面内の点から受信したエコーをその平面の超音波画像に変換する。ボリュームレンダラ 42 が、米国特許第 6,530,885 (E n t r e k i n g) に説明されているように、3D データセットのエコー信号を、所与の基準点から見た投影 3D 画像に変換する。2D 又は 3D 画像は、画像ディスプレイ 40 での表示のための更なる強化、バッファリング及び一時的保存のために画像プロセッサ 30 に結合される。テキスト及び患者 ID といった他のグラフィック情報を含むグラフィック表示オーバーレイが、超音波画像と共に表示するためにグラフィックプロセッサ 36 によって生成される。

【0013】

図 2 は、頸動脈 60 の内腔にブラークとマルチパスヘイズアーチファクトとの両方を含む頸動脈 60 の超音波 B モード画像の一例を示す。総頸動脈 (CCA) の壁のブラーク蓄積 62 を示す。ブラークの位置のすぐ左側に、内頸動脈への動脈分岐の直前でヘイズアーチファクトによって暗くなつた領域がある（この画像では、説明を簡単にするために白黒反転で示す。標準的な超音波画像では明るくなる）。ヘイズが標的ブラークに近接していると、ブラークの検出が困難になり、また画像内でブラークの境界を区別するのが困難になる。

【0014】

図 3 は、頸動脈の内腔にブラーク 62 とマルチパスヘイズアーチファクト 64 との両方を含む頸動脈 60 の超音波 B モード画像の別の例示である。この例では、両方とも動脈の分岐点の近くにあり、ブラークは下部分岐の入口にあり、ヘイズは上部分岐の入口にある。この画像ではヘイズ 64 の暗さ（明るさ）は診断中にブラークの可能性があると間違えられる可能性がある。この例はまた、直交情報、ここでは、B モード画像にはない流れの動きを使用することの利点も示す。ブラークにより引き起こされる頸動脈の下部分岐への入口の部分的な閉塞は、湾曲矢印で示すように、血液は下部分岐に入るためにブラークの周りを進まなければならないため、この位置で内腔を細くする。この位置における血流の

10

20

30

40

50

カラーフロー画像は、ラークの周辺の流速の増加や、方向転換された血流から生じる乱流も示す。これは、ヘイズがある血管の上部分岐における血流とは明らかに異なる。この領域における血流は、太矢印で示すように、通常のまっすぐな層流になる。ヘイズは構造的なものではなく、単に超音波信号及びその処理のアーチファクトであるため、血流はヘイズによって妨げられない又は影響を受けない。したがって、Bモード画像の構造情報と、同じ領域についての動き情報を組み合わせることにより、画像内のヘイズアーチファクトを特定し除去することができる。

【 0 0 1 5 】

図4 a 及び図4 b は、頸動脈 6 0 の同じ画像領域の 2 つの超音波画像であるが、異なる画像情報を有する超音波画像を並列表示で示す。左側の B モード画像は、頸動脈においてヘイズアーチファクト 6 4 による雑音があるように見えるが、右側のカラーフロー画像は、カラーフロー ボックス 6 8 内の均一なフローカラー 6 6 で示すように、頸動脈内腔がスムーズに流れる血液を含むことを示し、品質低下している領域はヘイズアーチファクトであり、流れを変えるラークではないことが明らかになる。診断はこれら 2 つの並んで置かれた画像から行うことができるが、これには、カラーフロー ボックス 6 8 内の各点からエコーサンプルのアンサンブルを取得する必要があり、これには、カラーフロー ボックスの領域で送信を繰り返す必要がある。これらの繰り返される送信及びその結果生じるエコー（その速度は、各送受信間隔について体内での音の速度によって制限される（約 1,540 m / 秒））は、ドップラーフロー推定に必要なエコーのアンサンブルを取得するのに必要な時間、したがって各新しいカラーフロー画像を取得するのに必要な時間を増加する。これにより、画像の表示のフレームレートが低下し、頸動脈画像をリアルタイム表示として表示する機能が低下する。この時間は、アンサンブル長を短くし、カラーフロー ボックス内の各点のインタロゲーションの数を減らすことにより短縮化できるが、これは、表示されるフローの動きの精度を低下する。本発明によれば、このジレンマは、コンピュータの速度で動作するニューラルネットモデルを用いて、より少ない数の送受信サイクルを必要とする取得を使用し、画像データの両方のセット、即ち、B モード及び動き情報を解析することにより克服される。動きのあるフィールドでのインタロゲーションの数を減らしても、トレーニングされたニューラルネットモデルは依然として高い信頼度でヘイズアーチファクトを特定することができることが分かっている。例えばエコー信号の比較的長いアンサンブル、6 つ以上のサンプルを完全に収集するには、特に長い取得時間が必要である。この時間は、マルチライン取得を使用することにより短縮することができる。マルチライン取得では、米国特許第 8,137,272 号（Coley 他）に説明されているように、単一の広い送信ビームに応答して複数の隣接する走査ラインのエコーサンプルが取得される。このようなデータの解像度は、単一の標準的なライン毎の取得とは対照的に低下するが、ニューラルネットモデル解析によるアーチファクトの特定には十分であることが分かっている。取得時間を短縮する別のアプローチは、6 サンプル未満の短いアンサンブル長を使用することである。これも、深層学習解析を成功させるのに十分であることが分かっている。動き情報を検出する更に別のやり方は、スペックル追跡によるものである。スペックル追跡では、ある領域の少なくとも 2 つのインタロゲーションのスペックル特性が比較される。スペックルは、超音波のコヒーレントな性質により生じる組織の超音波画像の現象である。組織から散乱した超音波は、散乱信号の相対位相の相互作用によりユニークなパターンを示し、動き（プローブ又は組織の動き）がない状態で、画像間で変化しないパターンを生成する。2 つの連続して取得された画像のスペックルパターンを差し引くことにより、信号が組織から返される場合は、ほぼ完全に相殺される。しかし、流れる血液から返される信号は、血流の動きのために絶えず変化するため、フレーム間の減算後に小さな残留信号が生じる。したがって、画像フィールドの 2 つの B モードインタロゲーションだけで、どの領域が構造的（組織、ラーク）であり、どの領域がそうでない（血流）かに関する情報を提供することができる。このようなインタロゲーションを数回行うだけでよいということは、2 種類の画像データの信頼性の高いニューラルネットモデル解析に必要な情報である構造と動きとの両方の種類の情報の取得に必要な送受信サイ

10

20

30

40

50

クルの数を減らす。音速により左右される送受信サイクル時間による制限を受けない超音波システムのコンピュータ処理による計算に依存する深層学習解析は、超音波取得に比べて比較的瞬間的である。結果として得られる画像は、高い表示フレームレートでリアルタイムに更新及び表示され、ヘイズアーチファクトが高い信頼性で除去される。これにより、リアルタイム表示フレームレートを許容できないほど低下させることなく、空間合成といった長い取得時間を必要とする他の画像強調を行いながら、ヘイズアーチファクトを除去することができる。

【 0 0 1 6 】

図5に、ニューラルネットワークモデルをトレーニング及び使用して、直交画像情報を使用して画像アーチファクトを特定及び除去する方法を示す。最初に、ニューラルネットワークモデルがコンピュータベースの超音波システムにインストールされる。ニューラルネットワークモデルは、ソフトウェアアーキテクトによって設計されたものでも、前述の利用可能な深層学習フレームワークの1つを使用して構築されたものでもよい。ステップ502において、複数の患者から取得したアーチファクトとブラークとの両方を含む頸動脈の画像が、画像領域内の動きといった直交画像情報をと共にニューラルネットワークモデルに提示されて、アーチファクトを特定し、それらをブラークから区別するためにモデルをトレーニングする。使用されるトレーニング画像の数は、様々な画像アーチファクト及び構造並びに直交情報によって示されるそれらの違いに関してニューラルネットワークモデルをトレーニングするために、数百又は数千であることが好適である。トレーニングされたニューラルネットワークモデルが超音波システムにインストールされた状態で、ステップ504において、Bモード画像が超音波システムによって取得される。当該Bモード画像は、ステップ506において取得される同じ領域の直交情報をと共に取得され、アーチファクト特定のためにニューラルネットワークモデルに提示される。ステップ508において、直交情報を使用してニューラルネットワークモデルによって、Bモード画像におけるアーチファクトが特定され、また、モデルによって信頼係数が生成される。ステップ510において、ユーザは信頼係数を確認し、それに納得する場合、アーチファクトを特定した解析を確定する。ステップ512において、上記フィルタ技術の1つを使用して、特定されたアーチファクトがBモード画像から除去される。

【 0 0 1 7 】

図6に、図1の一部の再構成である本発明の第2の実施態様を示す。前述の実施態様では、Bモード画像及び対応する動き（フロー）画像といった直交情報を解析することにより超音波画像内のアーチファクトを特定するようにトレーニングされたニューラルネットワークモデルを使用する。ニューラルネットワークモデルは両方の種類の対応する画像と共に考慮する必要があるため、このトレーニングはかなり複雑である。更に、このような対応する画像のセットの可用性は限られている場合があり、ニューラルネットワークの望ましいトレーニングレベルのための画像セットの数が不十分となる可能性がある。図6の第2の実施態様は、Bモード画像のみにおけるアーチファクトを特定するより限定されたタスクにニューラルネットワークを使用することにより、上記懸念に対処する。これは、ニューラルネットワークがBモード画像のみでトレーニングされることを意味し、より単純なアプローチである。この場合、より多くのトレーニング画像が一般に入手可能である。図6の実施態様では、Bモードデータのフレーム（B₁、B₂、B₃、…）が、カラーフローフレームデータ（C_F₁、C_F₂、C_F₃、C_F₄、…）とインターリーブシーケンスで取得される。Bモードフレームデータの各セットは、Bモードプロセッサ52により処理されてBモード画像が形成される。カラーフローフレームデータのセットは、アンサンブルメモリ50に保存され、そこでドップラー推定に望ましい長さのデータアンサンブルが組み立てられる。所望の長さのアンサンブルが組み立てられると、それらはカラーフロープロセッサ54によって処理され、カラーフロー画像が生成される。カラーフロー画像は流速画像でも、各ピクセル位置におけるドップラー信号強度のパワードップラー画像であってもよい。

【 0 0 1 8 】

10

20

30

40

50

この実施態様におけるニューラルネットワークモデル 80 は、B モード画像でトレーニングされ、B モード画像におけるアーチファクトを特定する。B モードプロセッサ 52 によって生成された B モード画像は、アーチファクトについてニューラルネットワークモデル 80 によって解析され、この解析の結果は、相関器 56 に結合される。相関器 56 はまた、カラーフロープロセッサ 54 から、同じ画像領域のカラーフロー情報を受け取る。相関器 56 の機能は、これら 2 つのタイプの直交情報が、B モード画像の領域全体でどの程度相関するかを見ることである。これを図 6 a の表に示す。例えばニューラルネットワークモデルが、B モード画像のピクセルの画像情報を高精度（例えば 100 % の信頼係数）で特定し、カラーフロープロセッサが、カラーフロー画像における空間的に対応するピクセルの画像情報を同じ精度で補完するものとして特定した場合、2 つの画像情報は高度に相関していると見なされる。例えばニューラルネットワークモデルがあるピクセルを組織と特定し、カラーフロー画像のそのピクセル位置にフローがない場合、直交データからの 2 つの結果は高度に相関している。B モード画像における組織ピクセルはそのままである（N.C. = 変更なし）。別の例では、ニューラルネットワークモデルは、あるピクセル位置において、高い信頼性で組織を見つけず、カラーフロー画像は同じ空間ピクセル位置に血流を見つけることがある。これら 2 つの結果は相関しており、ピクセルは B モード画像ではそのままである。血液が存在する血管の内腔は、通常黒で表示される。更に別の例として、ニューラルネットワークモデルは、B モード画像におけるあるピクセルをアーチファクトであると特定し、カラーフロー画像は、そのピクセル位置での血流を高い精度で示すことがある。これらの 2 つの結果は相関している。つまり、アーチファクトフィルタ 48 によってアーチファクトを削除する必要がある（Delete = 削除）。アーチファクトフィルタは、相関のこの結果を使用して、B モード画像からアーチファクトを除去し、完全にフィルタリングされた画像が、表示のために画像プロセッサ 30 に転送される。

【 0019 】

この程度の有効性で画像アーチファクトを除去するように動作する超音波システムでは、表示フレームレートを増加することが決定されてよい。これは、より少ないフレーム数（例えばアンサンブル長が短くなることを意味する）のカラーフローデータ（CFn）を取得するか、又は、より広い間隔で、したがって、より少ない走査ラインで B モード画像を取得することによって行われる。これらの変更は共に、画像データの取得に必要な時間を短縮するので、表示フレームレートを向上させるが、アーチファクトの除去の有効性が低下する可能性がある。例えばこれらの変更の結果として、ニューラルネットワークモデルは、図 6 a の表の下に示すように、B モード画像におけるアーチファクトを 80 % の信頼度でしか特定できず、血流は 10 % の精度でしか検出できない。直交データの比較結果は、決定的なものではなく、相関度が低い場合がある。決定的な結果ではないので、決定は、左右矢印によって示すように、画像に何もしないことであってよく、これにより、画像には削除されていないアーチファクトが含まれている場合がある。ユーザは、アーチファクトによる品質低下のより大きい可能性を承認すると決定してもよい。これは、表示フレームレートが高いことによる診断上の利点が大きいためである。又は、ユーザは、よりアーチファクトのない画像を得るために、より低い表示フレームレートを承認すると決定してもよい。しかし、ニューラルネットワークモデル解析の速度は、いずれにしても、超音波システムの計算速度の関数であり、カラーフロー性能を向上させるために必要なカラーフローフレーム数の増加のように、フレームレートを大きく損なうものではない。カラーフローアンサンブルが長くなても、ニューラルネットワーク解析の性能は高いままである。

【 0020 】

図 7 は、本発明のこの第 2 の実施態様の動作のフローチャートである。ステップ 710 において、ニューラルネットワークモデルは、B モード画像における残響アーチファクトといったアーチファクトを特定するようにトレーニングされる。ステップ 712 において、1 つ以上の B モード画像が取得され、ステップ 714 において、1 つ以上のフロー画像が取得される。ステップ 712 及び 714 は、所望の精度のドップラー流量推定のために

10

20

30

40

50

十分な流量データを取得するのに望ましいインターリープシーケンスで繰り返される。アンサンブルが長いほど、精度が高くなる。ステップ 716において、B モード画像におけるアーチファクトがニューラルネットワークモデルによって特定され、信頼係数がモデルによって生成される。ステップ 718において、ニューラルネットワークモデル解析の結果とカラーフローとは、ニューラルネットワーク解析の信頼係数に注目して、それらが一致するかどうかを見るために相関され、相関が十分に高い場合、比較が確認され、有効と思われるピクセル（例えば組織、プラーカ、血流）に変更は加えられず、アーチファクトピクセルは削除される。アーチファクトの除去は、ステップ 720においてアーチファクトフィルタによって行われる。

【0021】

10

上記システム及び方法の変形は、当業者には容易に思い浮かぶであろう。前述の特許出願番号 [2016 P F 00940]において説明されているように、ニューラルネットモデルを使用して、画像内の頸動脈を認識することができる。上記特許出願の内容は参照により本明細書に組み込まれる。したがって、深層学習モデルを使用して、標的解剖学的構造を特定し、診断のために画質を向上させることの両方を行うことができる。診断決定の支援は、患者病歴情報、解剖学的構造の特定及び解剖学的構造の測定値を組み合わせることにより実現することができる。このデータは、深層学習アルゴリズムによって処理され、診断決定支援結果を提供して、診断を確認することができる。

【0022】

20

本発明の出現前の臨床業務では、超音波検査技師は、一般に TGC 調整を使用して、画像内のヘイズ及びクラッタピクセルを減衰させることで画像におけるそれらの出現を低減しようと試みてきた。例えば図 8 は、頸動脈 60 の超音波画像 72 を表示する超音波ディスプレイ 70 を示す。超音波画像のすぐ右側には、一般にセンチメートル単位で画像の上部（皮膚の表面）から下部への深度の増分を示す深度スケール 74 がある。深度スケールの右側には、現在適用されている時間利得制御特性を示す TGC 曲線 76 がある。曲線の左端（深度スケールに最も近い）部分は、その深度で適用されている利得は低いことを示し、曲線の右端部分は、適用されている利得が最大であることを示す。曲線上に点又は制御点 77 が示され、各点は、電子的又は機械的なスライドポット制御に対応する。スライドポットは、ディスプレイの右側に制御点 77 に合わせて取り付けられることもあるため、ユーザはどのスライドポットがどの深度に影響するかをすぐに確認することができる。この例では、スライドポットの垂直アセンブリの最上部のスライドポットが、最上部の制御点の位置を制御し、したがって、画像の最も浅い深度での利得を制御する。スライドポットを左に動かすと利得が低減し、制御点 77 は、制御矢印 78 で示すように左に動く。同様に、スライドポットを右に動かすと、そのスライドポットの深度における利得が増加する。図 8 の例では、スライドポットは、深い深度では比較的低い利得を、より深い深度では比較的大きい利得を適用するように設定されている。この例での血管 60 の画像は、血管内のヘイズ又はクラッタ 64 によって品質が低下していることが分かる。超音波検査技師の現在の慣行では、ヘイズ又はクラッタ 64 の深度におけるスライドポットを左にスライドさせて、その深度における信号利得、したがって、画像内のヘイズ又はクラッタの出現を低減することを試みる。

30

【0023】

40

本発明の実施態様は、ニューラルネットワークモデル 80 を使用して、このクラッタ低減を自動的に行うことができる。図 9 にそのための手法を示す。超音波検査に先立って、ニューラルネットワークモデルは、ステップ 902 において示すように、また、前述したとおり、超音波画像内の頸動脈といった血管を特定するようにトレーニングされる。ステップ 904 において、ニューラルネットワークモデルは、超音波画像内の血管におけるヘイズ及びクラッタを特定するようにトレーニングされる。このトレーニングは、必要に応じて、ステップ 904 で示すように、超音波画像内の血管に現れるヘイズ及びクラッタを特定するようにニューラルネットワークモデルをトレーニングすることによって組み合わせることができる。ユーザが超音波システムにこの画像向上を自動的に行わせたい場合、

50

ユーザは、ステップ 906 に示すように、超音波システムの自動アーチファクト低減特徴を作動させる。ステップ 908 において、ユーザは B モード画像を取得し、ステップ 910 に示すように、超音波システムは、ニューラルネットワークモデル 80 を使用して画像内の血管を自動的に特定し、ステップ 912 において、ニューラルネットワークモデルは、特定された血管内のヘイズ又はクラッタを特定する。ヘイズ又はクラッタが特定されると、ステップ 914 に示すように、画像内のアーチファクトの深度における TGC 利得が低減されて、画像内のヘイズ又はクラッタの出現が低減される。これは、ニューラルネットワークモデル 80 が TGC 制御回路 19 に結合され、画像内のアーチファクトの深度における TGC 利得の低減を命令するものとして示されている図 1 に示されている。この調整は、ニューラルネットワークモデルが TGC 利得の小さい低減を命令し、その後、超音波画像を再び取得し、その新しい画像を解析してヘイズ又はクラッタアーティファクトがまだ特定可能かどうかを確認することで反復的に行われてよい。まだ特定される場合、利得低減の更なる増分が命令され、処理はアーチファクトが画像から消えて特定できなくなるまで繰り返される。このアーチファクト補正技法は、補正の深度において組織構造が依然として強く見えることを可能にしていることが分かっている。これは、組織及びブラークが通常超音波の優れた鏡面反射体であるためである。

【 0024 】

この補正がニューラルネットワークモデルによって行われると、超音波画像は、図 10 に示すように見える。ヘイズ及びクラッタは除去されているが、血管 60 は依然として超音波画像においてはっきりと特定可能であることが分かる。図 10 はまた、TGC 曲線 76 の結果として生じる変化も示す。制御点 75 の深度におけるスライドポットは、利得を低減するように調整されているため、曲線は制御点 75 の深度において左に動かされている。滑らかな連続曲線を維持するために、制御点 75 の深度の上下の利得及び制御点もまた、図 10 に示すように、わずかに利得が低減されている。これは、今日の超音波システムのほとんどの TGC 制御回路によく見られる特徴である。

【 0025 】

なお、本発明の実施態様における使用に適した超音波システム、特に図 1 の超音波システムのコンポーネント構造は、ハードウェア、ソフトウェア又はこれらの組み合わせで実施することができる。超音波システムの様々な実施形態及び/又はコンポーネント、例えば深層学習ソフトウェアモジュール又はその中のコンポーネント及びコントローラも、1 つ以上のコンピュータ又はマイクロプロセッサの一部として実施することができる。コンピュータ又はプロセッサは、コンピューティングデバイス、入力デバイス、表示ユニット及び例えば図 1 に示すようにインターネットにアクセスするためのインターフェースを含んでよい。コンピュータ又はプロセッサは、マイクロプロセッサを含んでよい。マイクロプロセッサは、例えば PACS システム又はトレーニング画像をインポートするためのデータネットワークにアクセスするための通信バスに接続されてよい。コンピュータ又はプロセッサはまた、メモリを含んでよい。画像メモリ 28 及びアンサンブルメモリ 50 といったメモリデバイスは、ランダムアクセスメモリ (RAM) 及び読み取り専用メモリ (ROM) を含んでよい。コンピュータ又はプロセッサは更に、ハードディスクドライブ、又は、フロッピー (登録商標) ディスクドライブ、光学ディスクドライブ、ソリッドステートサムドライブ等といったリムーバブルストレージドライブであってよいストレージデバイスを含んでよい。ストレージデバイスはまた、コンピュータ又はプロセッサにコンピュータプログラム又は他の命令をロードするための他の同様の手段であってもよい。

【 0026 】

本明細書において使用する場合、「コンピュータ」、「モジュール」、「プロセッサ」又は「ワークステーション」との用語には、マイクロコントローラ、縮小命令セットコンピュータ (RISC)、ASIC、論理回路及び本明細書に説明される機能を実行可能な任意の他の回路又はプロセッサを使用するシステムを含む任意のプロセッサベース又はマイクロプロセッサベースのシステムを含んでよい。上記例は単なる例示であり、したがって、これらの用語の定義及び/又は意味を決して限定するものではない。

【 0 0 2 7 】

コンピュータ又はプロセッサは、入力データを処理するために、1つ以上のストレージ素子に格納されている命令セットを実行する。ストレージ素子はまた、所望通りに又は必要に応じてデータ又は他の情報を格納することもできる。ストレージ素子は、情報源又は処理マシン内の物理メモリ素子の形であってもよい。

【 0 0 2 8 】

上述したような超音波画像の取得、処理及び送信を制御する命令を含む超音波システムの命令のセットは、本発明の様々な実施形態の方法及びプロセスといった特定の動作を行うように、処理マシンとしてのコンピュータ又はプロセッサに命令する様々なコマンドを含んでよい。命令のセットは、ソフトウェアプログラムの形式であってよい。ソフトウェアは、システムソフトウェア又はアプリケーションソフトウェアといった様々な形であつてよく、また、有形及び非一時的なコンピュータ可読媒体として具現化されてよい。更に、ソフトウェアは、別個のプログラム又はニューラルネットワークモデルモジュールといったモジュールの集合、より大きなプログラム内のプログラムモジュール又はプログラムモジュールの一部の形であってもよい。ソフトウェアはまた、オブジェクト指向プログラミングの形のモジュラープログラミングを含んでもよい。処理マシンによる入力データの処理は、オペレータのコマンドに応答するものであっても、前の処理の結果に応答するものであっても、別の処理マシンによる要求に応答するものであってもよい。

10

【 0 0 2 9 】

更に、以下の請求項の限定は、ミーンズプラスファンクション形式で書かれておらず、当該請求項の限定が更なる構造のない機能の記述が続く「means for」との語句を明示的に使用していない限り、米国特許法第112条第6段落に基づいて解釈されることを意図していない。

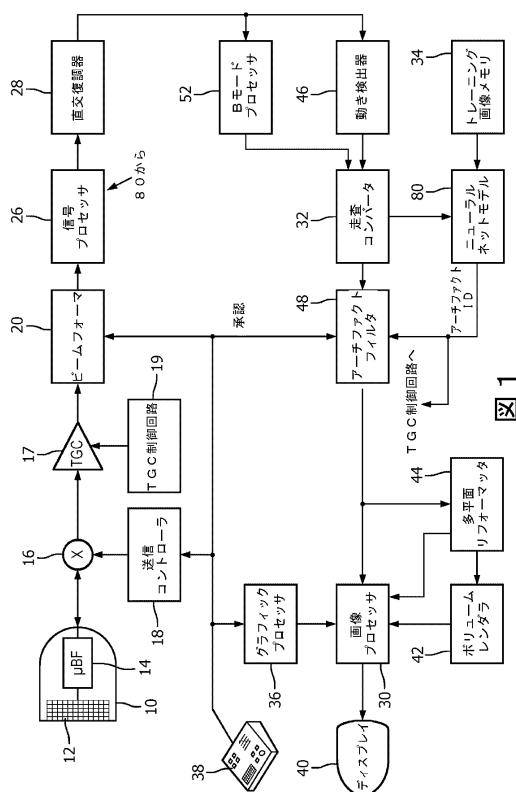
20

30

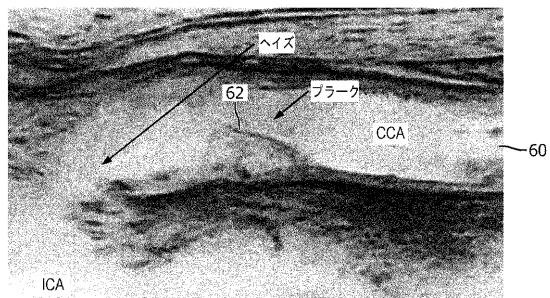
40

50

【図面】
【図 1】



【図2】

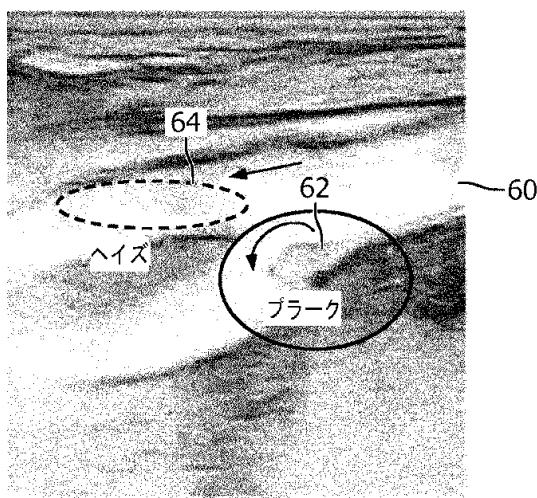


义 2

10

20

【 义 3 】



3

【 4 a 】

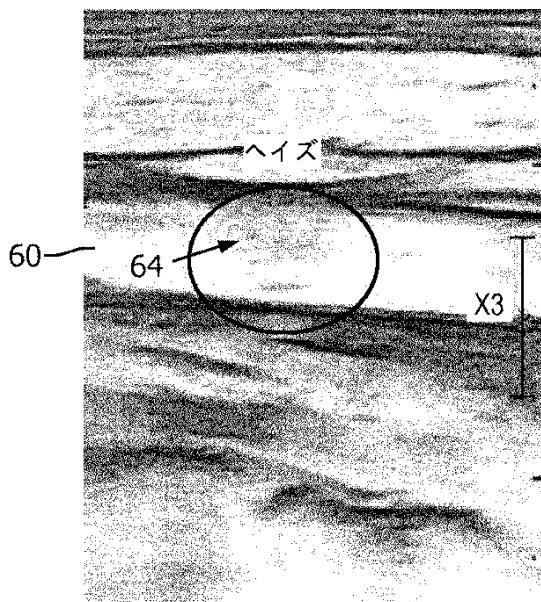


図 4 a

30

40

50

【図 4 b】

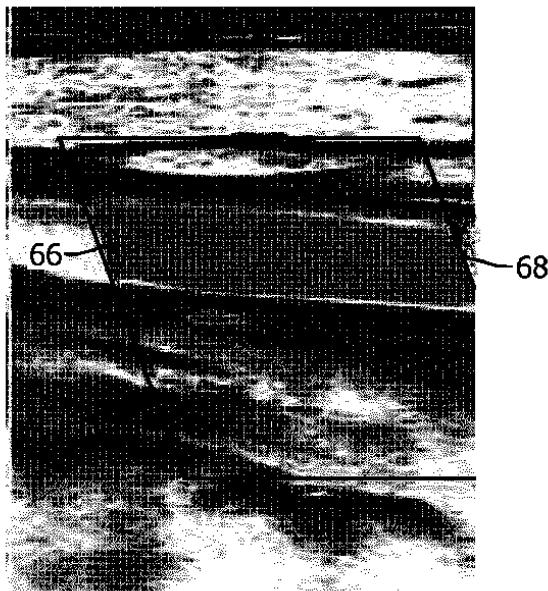


FIG. 4b

【図 5】

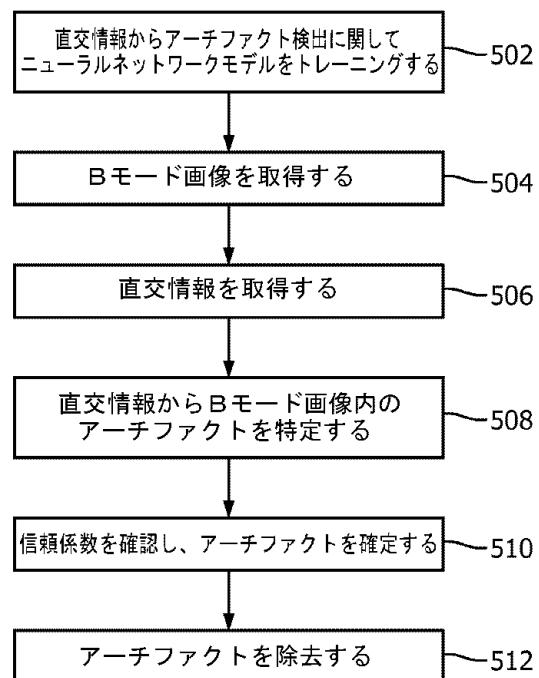


図 5

【図 6】

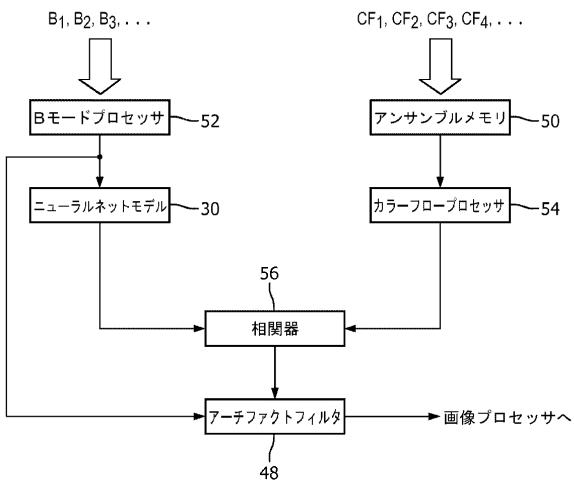


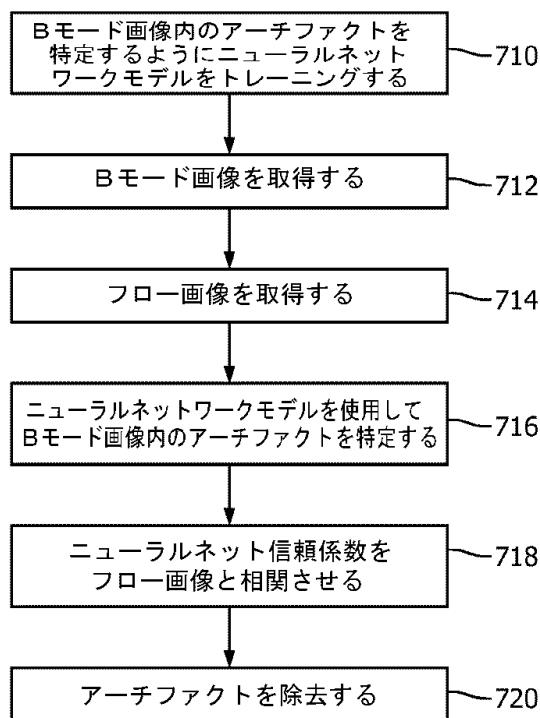
図 6

【図 6 a】

ニューラルネット	カラーフロー	結果
100%	100%	N.C./Del.
95%	90%	N.C./Del.
·	·	·
·	·	·
80%	10%	↔

図 6 a

【図 7】



【図 8】

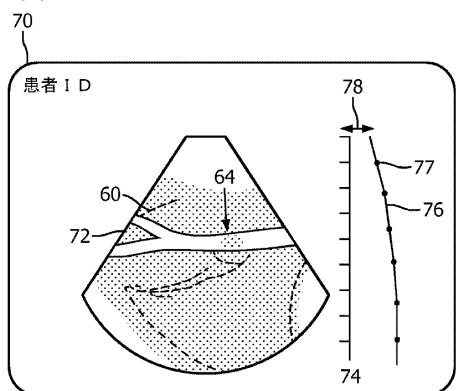


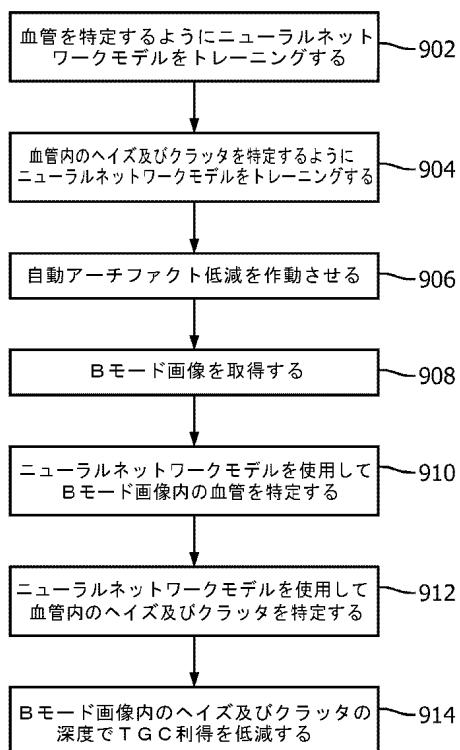
図 8

10

20

図 7

【図 9】



【図 10】

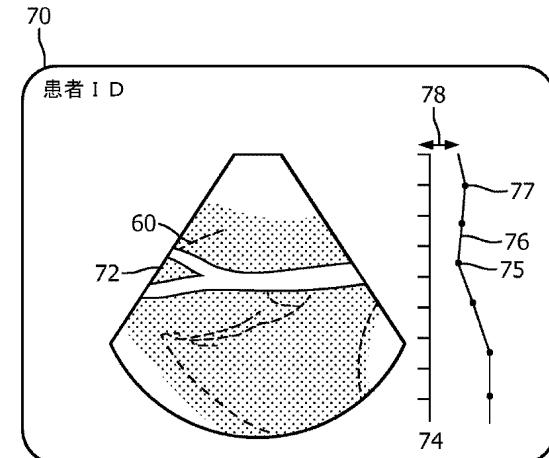


図 10

30

40

図 9

50

フロントページの続き

(72)発明者 ジョンソン ケイス ウィリアム
オランダ国 5656 アーエー アインドーフェン ハイ テック キャンパス 5

(72)発明者 チャン リアン
オランダ国 5656 アーエー アインドーフェン ハイ テック キャンパス 5

(72)発明者 カンフィールド アール エム.
オランダ国 5656 アーエー アインドーフェン ハイ テック キャンパス 5

審査官 下村 一石

(56)参考文献
特開2016-221264 (JP, A)
特開平04-158850 (JP, A)
特表2007-507271 (JP, A)
特表2010-511420 (JP, A)
特開2017-042646 (JP, A)
特表2005-521500 (JP, A)

(58)調査した分野 (Int.Cl. , DB名)
A 61 B 8 / 100 - 8 / 15