(19)日本国特許庁(JP)　(12)公開特許公報(A)　(11)公開番号
特開2023-94592
(P2023-94592A)
(43)公開日　令和5年7月5日(2023.7.5)

(51)国際特許分類		FI			テーマコード（参考）
Ｇ０１Ｔ	*1/161(2006.01)*	Ｇ０１Ｔ	1/161	Ｃ	４Ｃ０９３
Ａ６１Ｂ	*6/03 (2006.01)*	Ｇ０１Ｔ	1/161	Ａ	４Ｃ１８８
		Ａ６１Ｂ	6/03	３７７	
		Ａ６１Ｂ	6/03	３６０Ｔ	

審査請求　未請求　請求項の数　17　ＯＬ　（全15頁）

(21)出願番号　特願2022-205153(P2022-205153)
(22)出願日　令和4年12月22日(2022.12.22)
(31)優先権主張番号　63/293,395
(32)優先日　令和3年12月23日(2021.12.23)
(33)優先権主張国・地域又は機関
米国(US)
(31)優先権主張番号　17/682,738
(32)優先日　令和4年2月28日(2022.2.28)
(33)優先権主張国・地域又は機関
米国(US)

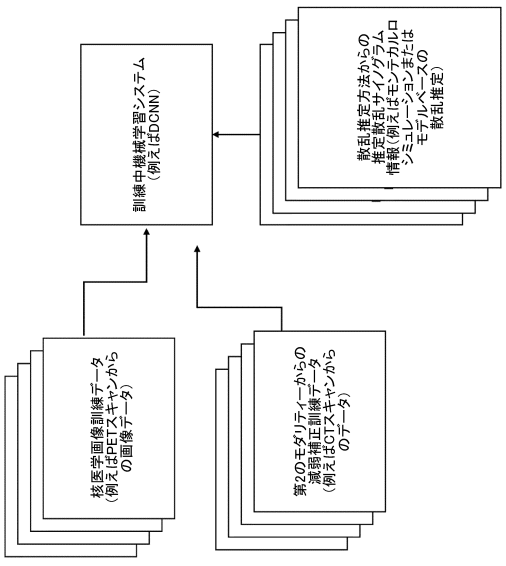
（特許庁注：以下のものは登録商標）
１．ＶＥＲＩＬＯＧ

(71)出願人　512249180
カリフォルニア大学
Ｔｈｅ Ｒｅｇｅｎｔｓ ｏｆ ｔｈｅ Ｕｎｉｖｅｒｓｉｔｙ ｏｆ Ｃａｌｉｆｏｒｎｉａ
アメリカ合衆国カリフォルニア州オークランド市フランクリン通り１１１１ １２階
１１１１，Ｆｒａｎｋｌｉｎ Ｓｔｒｅｅｔ，１２ｔｈ Ｆｌｏｏｒ，Ｏａｋｌａｎｄ，ＣＡ，Ｕ．Ｓ．Ａ．
(71)出願人　594164542
キヤノンメディカルシステムズ株式会社
栃木県大田原市下石上１３８５番地
(74)代理人　110001771

最終頁に続く

(54)【発明の名称】　核医学診断装置、画像処理方法及びプログラム

(57)【要約】
【課題】画質を向上させること。
【解決手段】実施形態に係る核医学診断装置は、処理回路を備える。処理回路は、被検体の減弱補正データと、散乱効果を含む核医学画像である前記被検体の第１の核医学画像とを受信し、さらに前記減弱補正データと前記第１の核医学画像とを訓練された機械学習ベースのシステムに入力することにより、前記第１の核医学画像における散乱効果に対応するデータを含む第１の散乱ベース出力を出力する。前記訓練された機械学習ベースシステムは、（１）入力データセットとして、（１ａ）減弱補正訓練データおよび（１ｂ）散乱効果を含む訓練核医学画像と、（２）前記訓練核医学画像と比較して散乱効果が低減した散乱ベース訓練出力の対応する組とを入力することによって、訓練され、前記第１の散乱ベース出力は、（ａ）前記第１の核医学画像における推定散乱を示す散乱サイノグラム、（ｂ）散乱の角度別投影の組、および（ｃ）前記第１の核医学画像と比較して散乱が減少した散乱補正画像のうちの少なくとも１つを含む。
【選択図】図１Ａ



【特許請求の範囲】
【請求項１】
被検体の減弱補正データと、散乱効果を含む核医学画像である前記被検体の第１の核医学画像とを受信し、さらに
前記減弱補正データと前記第１の核医学画像とを訓練された機械学習ベースのシステムに入力することにより、前記第１の核医学画像における散乱効果に対応するデータを含む第１の散乱ベース出力を出力する処理回路を備え、
前記訓練された機械学習ベースシステムは、（１）入力データセットとして、（１ａ）減弱補正訓練データおよび（１ｂ）散乱効果を含む訓練核医学画像と、（２）前記訓練核医学画像と比較して散乱効果が低減した散乱ベース訓練出力の対応する組とを入力することによって、訓練され、
前記第１の散乱ベース出力は、（ａ）前記第１の核医学画像における推定散乱を示す散乱サイノグラム、（ｂ）散乱の角度別投影の組、および（ｃ）前記第１の核医学画像と比較して散乱が減少した散乱補正画像のうちの少なくとも１つを含む、核医学診断装置。
【請求項２】
前記訓練された機械学習ベースのシステムは、少なくとも１つの深層畳み込みニューラルネットワーク（Deep Convolutional Neural Network:ＤＣＮＮ）を含む、請求項１に記載の核医学診断装置。
【請求項３】
前記訓練された機械学習ベースのシステムは、教師あり学習を用いて訓練された少なくとも１つの深層畳み込みニューラルネットワーク（Deep Convolutional Neural Network:ＤＣＮＮ）を含む、請求項１に記載の核医学診断装置。
【請求項４】
前記訓練された機械学習ベースのシステムは、類似性指標を用いた教師あり学習を用いて訓練された少なくとも１つの深層畳み込みニューラルネットワーク（Deep Convolutional Neural Network:ＤＣＮＮ）を含む、請求項１に記載の核医学診断装置。
【請求項５】
前記類似性指標は、２乗平均平方根誤差、強度差の加重和、相互相関、敵対的損失、画像ヒストグラム間の相互情報量のうち少なくとも１つを含む、請求項４に記載の核医学診断装置。
【請求項６】
前記処理回路はさらに、前記第１の核医学画像における前記推定散乱を示す前記散乱サイノグラムを処理することによって第２の核医学画像を再構成する、請求項１に記載の核医学診断装置。
【請求項７】
前記訓練核医学画像と比較して散乱効果が低減した前記散乱ベース訓練出力の組は、対応するモンテカルロシミュレーションに基づく、請求項１に記載の核医学診断装置。
【請求項８】
前記訓練核医学画像と比較して散乱効果が低減した前記散乱ベース訓練出力の組は、モデルベースの散乱補正に基づく、請求項１に記載の核医学診断装置。
【請求項９】
前記減弱補正訓練データは、コンピューター断層撮影（Computed Tomography:ＣＴ）スキャンから取得される、請求項１に記載の核医学診断装置。
【請求項１０】
前記被検体の前記第１の核医学画像は、前記訓練された機械学習ベースモデルへの入力前に低解像度に変換される、請求項１に記載の核医学診断装置。
【請求項１１】
前記核医学診断装置は、ＰＥＴ（Ｐｏｓｉｔｒｏｎ Ｅｍｉｓｓｉｏｎ Ｔｏｍｏｇｒａｐｈｙ）装置である、請求項１に記載の核医学診断装置。
【請求項１２】

前記第１の散乱ベース出力は、前記第１の核医学画像における前記推定散乱を示す前記散乱サイノグラムである、請求項１に記載の核医学診断装置。
【請求項１３】
前記第１の散乱ベース出力は、前記散乱の角度別投影の組である、請求項１に記載の核医学診断装置。
【請求項１４】
前記第１の散乱ベース出力は、前記第１の核医学画像と比較して散乱が低減した散乱補正画像である、請求項１に記載の核医学診断装置。
【請求項１５】
前記処理回路はさらに、
（ａ）前記第１の核医学画像と比較して散乱が低減した前記散乱補正画像と（ｂ）前記第１の核医学画像とから差分画像を生成し、
前記差分画像を順投影することによってサイノグラム画像を生成するように構成されている、請求項１４に記載の核医学診断装置。
【請求項１６】
核医学診断装置により、被検体の減弱補正データと、散乱効果を含む前記被検体の第１の核医学画像とを受信し、
核医学診断装置により、前記減弱補正データと前記第１の核医学画像とを訓練された機械学習ベースのシステムに入力することにより、前記第１の核医学画像における散乱効果に対応するデータを含む第１の散乱ベース出力を出力する画像処理方法であって、
前記訓練された機械学習ベースシステムは、（１）入力データセットとして、（１ａ）減弱補正訓練データおよび（１ｂ）散乱効果を含む訓練核医学画像と、（２）前記訓練核医学画像と比較して散乱効果が低減した散乱ベース訓練出力の対応する組とを入力することによって、訓練され、
前記第１の散乱ベース出力は、（ａ）前記第１の核医学画像における推定散乱を示す散乱サイノグラム、（ｂ）散乱の角度別投影の組、および（ｃ）前記第１の核医学画像と比較して散乱が減少した散乱補正画像のうちの少なくとも１つを含む、画像処理方法。
【請求項１７】
コンピューターに、
核医学診断装置により、被検体の減弱補正データと、散乱効果を含む前記被検体の第１の核医学画像とを受信し、
核医学診断装置により、前記減弱補正データと前記第１の核医学画像とを訓練された機械学習ベースのシステムに入力することにより、前記第１の核医学画像における散乱効果に対応するデータを含む第１の散乱ベース出力を出力する処理を実行させるプログラムであって、
前記訓練された機械学習ベースシステムは、（１）入力データセットとして、（１ａ）減弱補正訓練データおよび（１ｂ）散乱効果を含む訓練核医学画像と、（２）前記訓練核医学画像と比較して散乱効果が低減した散乱ベース訓練出力の対応する組とを入力することによって、訓練され、
前記第１の散乱ベース出力は、（ａ）前記第１の核医学画像における推定散乱を示す散乱サイノグラム、（ｂ）散乱の角度別投影の組、および（ｃ）前記第１の核医学画像と比較して散乱が減少した散乱補正画像のうちの少なくとも１つを含む、プログラム。
【発明の詳細な説明】
【技術分野】
【０００１】
本明細書及び図面に開示の実施形態は、核医学診断装置、画像処理方法及びプログラムに関する。
【背景技術】
【０００２】
散乱は、再構成されたＰＥＴ（Ｐｏｓｉｔｒｏｎ　Ｅｍｉｓｓｉｏｎ　Ｔｏｍｏｇｒａ

ｐｈｙ）画像の画質を劣化させる主な要因の１つである。現在、散乱補正には主に２つの方法がある。すなわち、モンテカルロシミュレーションとモデルベースの散乱シミュレーションである。

【０００３】

モンテカルロシミュレーションは非常に正確であらゆる散乱事象を含むが、多くのリアルタイム環境の利用には遅すぎる。それに比べて、既知のモデルベースの単一散乱シミュレーションは比較的高速だが、再構成プロセスの中で時間がかかる部分であることに変わりはない。さらに、単一散乱のサイノグラムしか予測しないため、複数の散乱事象には更なる予測ステップが必要となる。最近では、２次散乱事象もモデルベースのシミュレーションの一部としてモデル化でき、得られたサイノグラムが完全な散乱サイノグラムに非常に近くなることを実証している。しかし、この方法は非常に複雑で計算コストが高いという問題がある。

【０００４】

深層畳み込みニューラルネットワーク（Deep Convolutional Neural Network:ＤＣＮＮ）は、画像処理の機械学習技術として広く用いられている。一般的に、ＤＣＮＮは畳み込み、ストライド、プーリング、パディングといった複数のステップを含む。畳み込みの際、ネットワークはカーネルを用いて入力データから目的の特徴を抽出する。

【０００５】

ＰＥＴ散乱線推定にＤＣＮＮを用いた技術として、（１）単一散乱サイノグラムから複数の散乱サイノグラムを推定する技術と（２）発光減弱サイノグラムから直接散乱サイノグラムを推定する技術の２つが知られている。後者の方法は、散乱が発光または減弱のサイノグラムによって物理的に生成されず、これらのサイノグラムと散乱のサイノグラムの間に直接的な関係がないため、困難である。また、散乱に影響する固有の画像特徴は、これらのサイノグラムから検出することはできない。

【先行技術文献】

【特許文献】

【０００６】

【特許文献１】米国特許第１１１４５０５５号明細書

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【０００７】

本明細書及び図面の開示の実施形態が解決しようとする課題の一つは、画質を向上させることである。ただし、本明細書及び図面に開示の実施形態により解決しようとする課題は上記課題に限られない。後述する実施形態に示す各構成による各効果に対応する課題を他の課題として位置づけることもできる。

【課題を解決するための手段】

【０００８】

実施形態に係る核医学診断装置は、処理回路を備える。処理回路は、被検体の減弱補正データと、散乱効果を含む核医学画像である前記被検体の第１の核医学画像とを受信し、さらに前記減弱補正データと前記第１の核医学画像とを訓練された機械学習ベースのシステムに入力することにより、前記第１の核医学画像における散乱効果に対応するデータを含む第１の散乱ベース出力を出力する。前記訓練された機械学習ベースシステムは、（１）入力データセットとして、（１ａ）減弱補正訓練データおよび（１ｂ）散乱効果を含む訓練核医学画像と、（２）前記訓練核医学画像と比較して散乱効果が低減した散乱ベース訓練出力の対応する組とを入力することによって、訓練され、前記第１の散乱ベース出力は、（ａ）前記第１の核医学画像における推定散乱を示す散乱サイノグラム、（ｂ）散乱の角度別投影の組、および（ｃ）前記第１の核医学画像と比較して散乱が減少した散乱補正画像のうちの少なくとも１つを含む。

【図面の簡単な説明】

【０００９】

【図１Ａ】図１Ａは、少なくとも１つの他の方法（例えば、モンテカルロシミュレーションおよび／またはモデルベースの方法）によって生成された推定散乱データを用いて、核医学訓練画像データ（例えば、複数のＰＥＴスキャンからの画像）および訓練減弱補正データ（例えば、減弱画像／マップおよび／または放射線減弱の３次元モデルからのデータ）の対応する組から推定散乱サイノグラムを直接生成するように訓練されている、機械学習ベースのシステム（例えば、ＤＣＮＮ）を示す図である。
【図１Ｂ】図１Ｂは、核医学画像（例えば、ＰＥＴスキャンからの画像）および訓練された機械学習ベースのシステムの訓練に用いられる（複数）種類の減弱補正データ（例えば、減弱画像／マップおよび／または放射線減弱の３次元モデルからのデータ）から推定散乱サイノグラムを直接生成する、訓練された機械学習ベースのシステム（例えば、ＤＣＮＮ）を示す図である。
【図１Ｃ】図１Ｃは、推定散乱サイノグラムのための例示的な画像、核医学画像、および減弱補正データを利用した図１Ｂの方法およびシステムを示す図である。
【図１Ｄ】図１Ｄは、核医学画像（例えば、ＰＥＴスキャンからの画像）からの散乱の推定角度別投影と、訓練されたＤＣＮＮの組の訓練に用いられる種類の減弱補正データ（例えば、減弱画像／マップおよび／または放射線減弱の３次元モデルからのデータ）とを直接生成する、一組の訓練されたＤＣＮＮを示す図である。
【図２】図２は、訓練されたＤＣＣＮが（ａ）核医学画像と（ｂ）減弱補正データから一組の散乱補正画像を作成した後、順投影によって散乱サイノグラムを作成し、核医学画像と一組の散乱補正画像から生成した一組の差分画像に順投影を適用するデータフローを示す図である。
【図３】図３は、図２の核医学画像および一組の散乱補正画像のうちの１つから差分画像が生成される処理について示した図である。
【図４】図４は、図３の差分画像に順投影を施し、散乱補正を行うための疑似散乱サイノグラムを生成する処理について示した図である。
【図５】図５は、一実施例に係るＰＥＴ／ＣＴマルチチャネル入力を有する３Ｄ深層ニューラルネットワークの１つの例示アーキテクチャーを示す図である。
【図６】図６は、（１）散乱補正なし（Ｎｏｎ－ＳＣ）、（２）単一散乱シミュレーション（ＳＳＳ－ＳＣ）を用いた散乱補正あり、（３）深層散乱補正あり（ＤＰＥＴ－ＳＣ）での患者のイメージングを含む、癌患者の異なる画像を示す図である。
【図７Ａ】図７Ａは、本開示の一実施形態に係るＰＥＴ装置の斜視図を示す図である。
【図７Ｂ】図７Ｂは、本開示の一実施形態に係るＰＥＴ装置の概略図を示す図である。
【発明を実施するための形態】
【００１０】
以下、図面を参照しながら、核医学診断装置、画像処理方法及びプログラムの実施形態について詳細に説明する。
【００１１】
核医学イメージングでは、ＰＥＴスキャンが散乱の影響を受けて画質が低下する。散乱を補正するために、機械学習ベースの補正システムを利用し、一実施形態ではＤＣＮＮを用いる、リアルタイム補正工程が本明細書に記載されている。一実施形態では、発光減弱補正データからＤＣＮＮを用いて、散乱サイノグラムが直接推定される。別の実施形態では、散乱補正された画像を、ＤＣＮＮを用いて推定した後、散乱サイノグラムを順投影によって計算する。
【００１２】
いずれの実施形態においても、ＤＣＮＮはＵ－Ｎｅｔのような構造として実装できるが、ネットワーク構造はこれに限定されない。畳み込み演算、活性化関数、最大プーリング、バッチ正規化等の、基本的なニューラルネットワーク要素の他の異なる組み合わせも使用可能である。ネットワークの訓練において、予測画像（またはサイノグラム）とグラウンドトルース散乱補正画像（または散乱サイノグラム）の類似度を反映する損失関数を最小化する。これらのネットワークのパラメータは、新しい画像の組と共に使用する、訓練

されたネットワークを形成する。予測とグラウンドトルースの類似性を測定するために、様々な類似性指標を適用することができる。この類似性指標には、２乗平均平方根誤差、強度差の加重和、相互相関、敵対的損失、画像ヒストグラム間の相互情報量が含まれるがこれらに限定されない。

【００１３】

図１Ａは、機械学習ベースのシステム（例えばＤＣＣＮ）を示し、散乱補正なしの複数の飛行時間（Time Of Flight:ＴＯＦ）再構成を表す訓練画像データの集合と、対応する訓練減弱補正データの集合（例えば、放射線減弱の３次元モデルまたは一組の減弱画像から生成される）から散乱を推定するよう訓練される。一実施形態では、訓練減弱補正データの集合は、ＰＥＴ画像データと共に機械学習ベースのシステムに入力される多数のヘリカルコンピューター断層撮影（Computed Tomography:ＣＴ）スキャンから取得される。あるいは、減弱補正データは放射線減弱の３次元モデルから得られる対応データであってもよい。ＤＣＣＮ訓練の前に、核医学画像に減弱補正データを登録しなければならない。次に、代替散乱推定方法（例えば、モンテカルロシミュレーションまたはモデルベースの方法）を用いて生成された対象の散乱情報をエミュレートするように、機械学習ベースのシステムを訓練する。

【００１４】

その後、訓練された機械学習ベースのシステム（例えば、図１Ｂおよび１Ｃに示す）は、後の入力画像データおよび訓練されたシステムの訓練に使用される種類の対応する減弱補正データから、推定散乱サイノグラムを生成することができる。図１Ｃのデータフロー図に関連して例示的な画像を示す。

【００１５】

代替実施形態では、単一のネットワークを用いてすべてのイメージング角度を計算する場合よりネットワークの次元を減らすために、図１Ｂの単一のＤＣＮＮを一連の角度別ＤＣＮＮに置き換えている。図１Ｄは一組の訓練されたＤＣＮＮを示し、核医学画像（例えば、ＰＥＴスキャンからの画像）からの散乱の推定角度別投影と、訓練されたＤＣＮＮの訓練に使用される種類の減弱補正データとを直接生成する。様々な角度からの散乱の個別の投影を結合して、散乱サイノグラムを生成することができる。非飛行時間（ＴＯＦ）散乱の場合、投影は２次元となる。ＴＯＦ散乱の場合、投影は３次元となる。

【００１６】

代替実施形態では、機械学習ベースのシステムを作成して散乱サイノグラムを生成するのではなく、機械学習ベースのシステムを訓練して散乱補正された画像を生成する。図２はデータフロー図を示し、訓練されたＤＣＣＮが、（ａ）核医学画像と（ｂ）減弱補正データから一組の散乱補正画像を作成する。次に、核医学画像と一組の散乱補正画像から生成された一組の差分画像に順投影を適用して、少なくとも一組の散乱補正サイノグラムデータPx_sを生成する。次に、散乱補正された少なくとも一組のサイノグラムデータPx_sは、最尤期待最大化（Maximum Likelihood Expectation Maximization:ＭＬＥＭ）再構成を含む任意の数の再構成に使用できる。再構成はこれに限定されない。

【００１７】

未訓練の機械学習ベースのシステムを訓練して対応する散乱補正画像を生成するために、システムは、以下の式（１）で与えられるコスト関数を最小化する散乱分布を生成するネットワークの決定を求める。

【００１８】

【数１】

$$\arg\min_{\theta} \left\| f_\theta\left(x_\mu, x_{nsc}\right) - x_{sc} \right\|_{2.}^{2} \quad \cdots(1)$$

【００１９】

ここで、f_θは非散乱補正画像x_{nsc}を、教師あり訓練を介してグラウンドトルース散

乱補正画像x_{sc}に写像するネットワークを表す。あるいは、他のコスト関数を用いてもよい。

【００２０】

ここで、x_{μ}は、散乱の推定／モデリングを支援する減弱情報を含む別の入力チャネルである。x_{nsc}と$f_{\theta}(x_{nsc}, x_{\mu})$間の差分画像は、散乱分布$x_s$として定義される。

【００２１】

ここで、以下の式（２）が成り立つ。

【００２２】

【数２】

$$\bar{y} = Px_{sc} + Px_s + \bar{r} \quad \cdots(2)$$

【００２３】

ここで、y（バー記号）は、サイノグラムの計測カウントを表す。Pは順投影を表すシステム行列、x_{sc}はグラウンドトルース散乱補正画像、x_sは上述の散乱分布、r（バー記号）はランダムな偶然の同時の期待数である。Px_sとモデルベースの散乱サイノグラムの差はバックプロジェクタの零空間に位置すると仮定され、再構築には影響しない。これによって以下の式（３）のような散乱補正再構成が行われる。

【００２４】

【数３】

$$x_{sc}^{n+1} = \frac{x_{sc}^{n}}{P^T 1_M}\left[P^T \frac{y}{Px_{sc}^{n} + Px_s + \bar{r}}\right] \quad \cdots(3)$$

【００２５】

ＰＥＴの最尤法ＥＭアルゴリズムにおいて、反復型更新式は以下の式（４）で与えられる。

【００２６】

【数４】

$$\bar{x}_j^{k+1} = \frac{\bar{x}_j^{k}}{\sum_i P_{ij}} \sum_i P_{ij} \frac{y_i}{\sum_{n=0}^{N-1} P_{in}\bar{x}_n^{k}} \quad \cdots(4)$$

【００２７】

ここでy_iはi番目のＬＯＲにおける計測カウントであり、x_j^kはｊ番目のボクセルにおけるk回目の推定アクティベーションである。

【００２８】

反復再構成における散乱補正および上記提案の方法からの推定散乱s_iを考慮すると、散乱補正を加えた反復型更新式は以下の式（５）の通りである。

【００２９】

【数５】

$$\bar{x}_j^{k+1} = \frac{\bar{x}_j^{k}}{\sum_i P_{ij}} \sum_i P_{ij} \frac{y_i}{\sum_{n=0}^{N-1} P_{in}\bar{x}_n^{k} + s_i} \quad \cdots(5)$$

【００３０】

図３は、図２の一部を示すデータ図である。図３では、核医学画像と図２の散乱補正画像の組のうちの１つの画像とから生成される差分画像が例示される。図４のデータ図ではさらに、図３の差分画像を順投影して疑似散乱サイノグラムを生成し、散乱補正を行う。

【００３１】
公知の技術におけるタイミングと性能の問題に対処するため、画像ベースの散乱推定では、サイノグラムベース散乱推定よりも小さなデータサイズ（３Ｄ画像対４Ｄ／５Ｄサイノグラム）を使用する。散乱補正した画像を直接出力する場合と比較して、散乱サイノグラムを用いることでより柔軟な散乱補正となる。
【００３２】
一実施形態では、機械学習ベースのシステムはニューラルネットワークからなり、訓練された機械学習ベースのシステムは訓練されたニューラルネットワークからなる。
【００３３】
別の実施形態では、機械学習に基づくシステムは複数のニューラルネットワークからなり、ネットワークのうち少なくとも１つは図１Ｄに示すように、順投影の角度別散乱補正を利用する。
【００３４】
図５は、本開示の一実施形態に係るＰＥＴ／ＣＴマルチチャネル入力を有する３Ｄ深層ニューラルネットワークの、１つの例示的なアーキテクチャーを示す。複数の隠れ層と１つの出力層を示す。図に示すように、一組のＰＥＴ画像と減弱情報がニューラルネットワークへの入力として適用される。図中のニューラルネットワークは、各層で使用される画像サイズと、各層の相互接続に使用される結合の数を示す。各層で行う操作の種類も示す。例示的な実施形態に見られるように、学習とテストの速度を向上させるために、多くの層の処理中に画像サイズを縮小し、続く層で再拡大している。ただし、画像サイズを縮小したり、表示される量だけ縮小したりする必要はない。
【００３５】
図６は、（１）散乱補正なし（Ｎｏｎ－ＳＣ）、（２）単一散乱シミュレーション（ＳＳ－ＳＣ）を用いた散乱補正あり、（３）深層散乱補正あり（ＤＰＥＴ－ＳＣ）での患者のイメージングを含む、癌患者の異なる画像を示す。
【００３６】
深層ニューラルネットワークを用いた散乱サイノグラムの直接推定と比較して、飛行時間型ＰＥＴサイノグラムが５次元であるのに対し画像は３次元であるため、画像ベースの散乱推定はより効率的である。純粋な画像ベースの深層散乱補正と比較して、ハイブリッド手法はバイアスをさらに低減すると予想される。
【００３７】
深層散乱補正を、Ｃａｎｏｎ（登録商標） Ｃａｒｔｉｓｉａｎ（登録商標） ＰＥＴ／ＣＴスキャナーからのフッ化デオキシグルコース（Fluorodeoxyglucose:ＦＤＧ）スキャンを用いて検証した。あらかじめ訓練した深層散乱ネットワークを非散乱補正画像に適用し、散乱補正画像を生成した。ネットワーク予測は、線形回帰R^2が0.97の単一散乱シミュレーションを用いる散乱補正画像に相当する。
【００３８】
画像および関連する測定値が示すように、本開示の深層散乱法は良好な画質をもたらした。深層散乱補正画像では、単一散乱シミュレーション補正画像に比べ、肝臓領域がより均一である。さらに、深層散乱推定にかかる計算時間はわずか２秒であり、単一散乱シミュレーション法に比べて大幅に高速化された。
【００３９】
上記の技術を様々なシステムに組み込めることが理解できる。一実施形態では、上記の技術をＰＥＴシステムに組み込むことができる。図７Ａおよび７Ｂは、本明細書に記載される方法を実施することができるＰＥＴ装置４００の非限定的な例を示す。ＰＥＴ装置４００は、それぞれが長方形の検出器モジュールとして構成された多数のガンマ線検出器（Gamma-Ray Detector:ＧＲＤ）（例えば、ＧＲＤ１、ＧＲＤ２～ＧＲＤＮ）を備える。
【００４０】
各ＧＲＤは、ガンマ線を吸収しシンチレーション光子を放出する個々の検出器結晶の２

次元配列を含むことができる。シンチレーション光子は、光電子増倍管（photomultiplier tube:ＰＭＴ）の２次元配列によって検出することができる。光電子増倍管もＧＲＤ内に配置される。検出器結晶の配列とＰＭＴの間に光ガイドを配置することができる。

【００４１】

あるいは、シンチレーション光子をシリコン光電子増倍管（silicon photomultiplier:ＳｉＰＭ）の配列によって検出することができ、各検出器結晶はそれぞれのＳｉＰＭを持つことができる。

【００４２】

各光検出器（例えば、ＰＭＴまたはＳｉＰＭ）はアナログ信号を生成することができる。アナログ信号はシンチレーションイベントがいつ発生するか、および検出イベントを生成するガンマ線のエネルギーを示す。さらに、１つの検出器結晶から放出された光子を複数の光検出器で検出することができ、各光検出器で生成されたアナログ信号に基づいて、検出イベントに対応する検出器結晶を、例えば、アンガーロジックおよび結晶復号を用いて決定することができる。

【００４３】

図７Ｂは、被検体ＯＢＪから放出されるガンマ線を検出するように配置されたガンマ線（γ線）光子計数検出器（Gamma-Ray photon counting Detector:ＧＲＤ）を有するＰＥＴスキャナーシステムの概略図を示す。ＧＲＤは、各ガンマ線検出に対応するタイミング、位置、エネルギーを測定できる。一実施態様では、図７Ａおよび図７Ｂに示すように、ガンマ線検出器は環状に配置される。検出器結晶は、個々のシンチレータ素子を２次元配列で配置したシンチレータ結晶とすることができる。シンチレータ素子は任意の既知の発光物質とすることができる。各シンチレータ素子からの光を複数のＰＭＴで検出してシンチレーションイベントのアンガー演算と結晶復号を可能にするように、ＰＴＭを配置することができる。

【００４４】

図７Ｂは、ＰＥＴ装置４００の配置の一例を示し、撮像対象の被検体ＯＢＪがテーブル４１６上に載っており、ＧＲＤモジュールＧＲＤ１～ＧＲＤＮは被検体ＯＢＪおよびテーブル４１６の周囲に配置されている。ガントリー４４０に固定的に接続される円形コンポーネント４２０に、ＧＲＤを固定的に接続できる。ガントリー４４０は、ＰＥＴ撮像装置の多くの部品を収容している。ＰＥＴ撮像装置のガントリー４４０は、被検体ＯＢＪとテーブル４１６が通過できる開口部も含み、消滅イベントにより被検体ＯＢＪから反対方向に放出されるガンマ線をＧＲＤによって検出でき、タイミングとエネルギー情報を用いてガンマ線ペアの一致を判定できる。

【００４５】

図７Ｂでは、ガンマ線検出データの取得、保存、処理、および配信を行うための回路とハードウェアも示される。回路およびハードウェアは、プロセッサー４７０、ネットワークコントローラー４７４、メモリー４７８、およびデータ取得システム（Data Acquisition System:ＤＡＳ）４７６を含む。ＰＥＴ撮像装置は、ＧＲＤからの検出測定結果をＤＡＳ４７６、プロセッサー４７０、メモリー４７８、およびネットワークコントローラー４７４に転送するデータチャネルも含む。ＤＡＳ４７６は、検出器からの検出データの取得、デジタル化、およびルーティングを制御することができる。一実施態様では、ＤＡＳ４７６はテーブル４１６の動きを制御する。プロセッサー４７０は、本明細書で説明するように、検出データからの画像の再構成、検出データの再構成前処理、および画像データの再構成後処理などの機能を実行する。

【００４６】

一実施形態では、プロセッサー４７０を、本明細書に記載される様々なステップおよびその変形を実行するように構成できる。プロセッサー４７０は、ディスクリート論理ゲート、特定用途向け集積回路（Application Specific Integrated Circuit:ＡＳＩＣ）、書き替え可能ゲートアレイ（Field Programmable Gate Array:ＦＰＧＡ）、または他の複合プログラム可能論理デバイス（Complex Programmable Logic

Ｄｅｖｉｃｅ:ＣＰＬＤ）として実装できるＣＰＵを含むことができる。ＦＰＧＡまたはＣＰＬＤの実装は、ＶＨＤＬ、Ｖｅｒｉｌｏｇ、または他の任意のハードウェア記述言語でコード化されてもよく、コードはＦＰＧＡまたはＣＰＬＤの内部に設けられた電子メモリーに格納または別の電子メモリーとして格納されてもよい。さらに、メモリーはＲＯＭ、ＥＰＲＯＭ（登録商標）、ＥＥＰＲＯＭ（登録商標）、ＦＬＡＳＨ（登録商標）メモリーなどの不揮発性メモリーであってもよい。メモリーはスタティックまたはダイナミックＲＡＭなどの揮発性メモリーでもよく、マイクロコントローラーやマイクロプロセッサーなどのプロセッサーが、ＦＰＧＡまたはＣＰＬＤとメモリー間の相互作用だけでなく電子メモリーを管理するために備えられてもよい。

【００４７】

あるいは、プロセッサー４７０におけるＣＰＵは、本明細書に記載の様々なステップを実行するコンピューター可読命令の組を含むコンピュータープログラムを実行することができ、プログラムは、上述の非一時的なコンピューター可読媒体、電子メモリーおよび／またはハードディスクドライブ、ＣＤ、ＤＶＤ、ＦＬＡＳＨ（登録商標）ドライブまたは他の既知の記憶媒体のいずれかに格納されている。さらに、コンピューター可読命令は、米国Ｉｎｔｅｌ（登録商標）社のＸｅｎｏｎ（登録商標）プロセッサーまたは米国ＡＭＤ（登録商標）社のＯｐｔｅｒｏｎ（登録商標）プロセッサーなどのプロセッサーおよびＭｉｃｒｏｓｏｆｔ（登録商標） ＶＩＳＴＡ（登録商標）、ＵＮＩＸ（登録商標）、Ｓｏｌａｒｉｓ（登録商標）、ＬＩＮＵＸ（登録商標）、Ａｐｐｌｅ（登録商標）、ＭＡＣ－ＯＳ（登録商標）、および当業者に知られている他のオペレーティングシステムと連携して実行する、ユーティリティーアプリケーション、バックグラウンドデーモン、オペレーティングシステムのコンポーネントまたはそれらの組み合わせとして提供されてもよい。さらにＣＰＵは、協調して並列に動作して命令を実行する複数のプロセッサーとして実装できる。

【００４８】

メモリー４７８は、ハードディスクドライブ、ＣＤ－ＲＯＭドライブ、ＤＶＤドライブ、ＦＬＡＳＨ（登録商標）ドライブ、ＲＡＭ、ＲＯＭ、または当技術分野で他の既知の電子記憶装置とすることができる。

【００４９】

米国Ｉｎｔｅｌ（登録商標）社のＩｎｔｅｌ Ｅｔｈｅｒｎｅｔ（登録商標） ＰＲＯネットワークインターフェースカードなどのネットワークコントローラー４７４は、ＰＥＴ撮像装置の様々な部分間をつなぐことができる。さらに、ネットワークコントローラー４７４は外部ネットワークとつながることもできる。以上で理解できるように、外部ネットワークはインターネットなどのパブリックネットワーク、ＬＡＮやＷＡＮネットワークなどのプライベートネットワーク、またはそれらの任意の組み合わせとすることができ、ＰＳＴＮまたはＩＳＤＮサブネットワークも含むことができる。外部ネットワークは、イーサネット（登録商標）ネットワークのように有線でも、ＥＤＧＥ、３Ｇ、４Ｇワイヤレスセルラーシステムを含むセルラーネットワークのように無線でも可能である。無線ネットワークは、Ｗｉ－Ｆｉ、Ｂｌｕｅｔｏｏｔｈ（登録商標）または他の既知の無線通信形態とすることができる。

【００５０】

本明細書に記載された方法およびシステムは、多くの技術で実施することができるが、概して本明細書に記載された工程を実行するためのイメージング装置および／または処理回路に関する。ニューラルネットワークが用いられる実施形態において、ニューラルネットワークを訓練するために用いられる処理回路は、本明細書に記載の方法を実行する訓練されたニューラルネットワークを実装するために用いられる処理回路と、同じ処理回路である必要はない。例えば、訓練されたニューラルネットワークを生成するためにＦＰＧＡを用いてもよいし（例えば、その相互接続および重みによって定義されるように）、さらに訓練されたニューラルネットワークを実装するためにプロセッサー４７０およびメモリー４７８を用いることができる。さらに、訓練されたニューラルネットワークの訓練およ

び使用では、性能向上のためのシリアル実装またはパラレル実装を使用してもよい（例えば、グラフィックスプロセッサーアーキテクチャーなどのパラレルプロセッサーアーキテクチャーに、訓練されたニューラルネットワークを実装することによる）。

【００５１】

これまでの説明において詳細を具体的に述べた。しかし、本明細書の技術はこの具体的な詳細から逸脱した他の実施形態で実施されてもよく、その詳細は説明のためであって限定するものではないことを理解しなければならない。本明細書に開示された実施形態について、添付の図面を参照して説明した。同様に、説明の目的で、理解を深めるための具体的な数値、材質、構成を示した。しかし、この具体的な詳細なしで実施形態を実施してもよい。

【００５２】

様々な実施形態の理解を促すために、様々な技術を複数の個別の操作として説明した。記述の順序が、これらの操作が必然的に順序に依存することを示していると解釈するべきではない。実際、これらの操作は提示順に行われる必要はない。記載された操作は、記載された実施形態と異なる順序で実行されてもよい。追加の実施形態において、様々な追加の操作が実行されてもよく、および／または、記載された操作が省略されてもよい。

【００５３】

以上説明した少なくとも１つの実施形態によれば、画質を向上させることができる。

【００５４】

いくつかの実施形態を説明したが、これらの実施形態は、例として提示したものであり、発明の範囲を限定することは意図していない。これら実施形態は、その他の様々な形態で実施されることが可能であり、発明の要旨を逸脱しない範囲で、種々の省略、置き換え、変更、実施形態同士の組み合わせを行うことができる。これら実施形態やその変形は、発明の範囲や要旨に含まれると同様に、特許請求の範囲に記載された発明とその均等の範囲に含まれるものである。

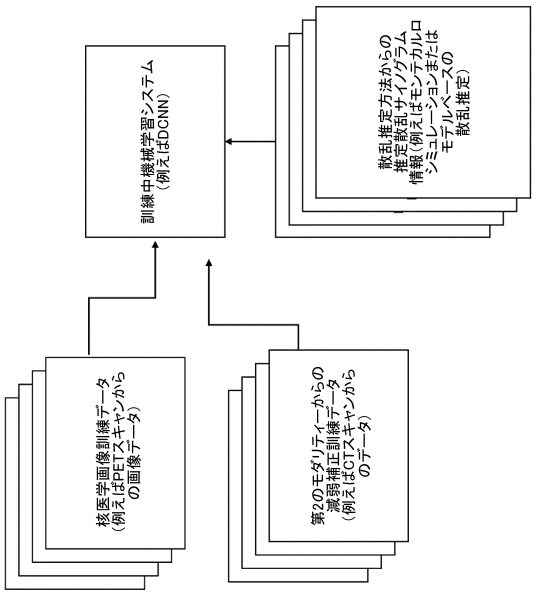
【符号の説明】

【００５５】

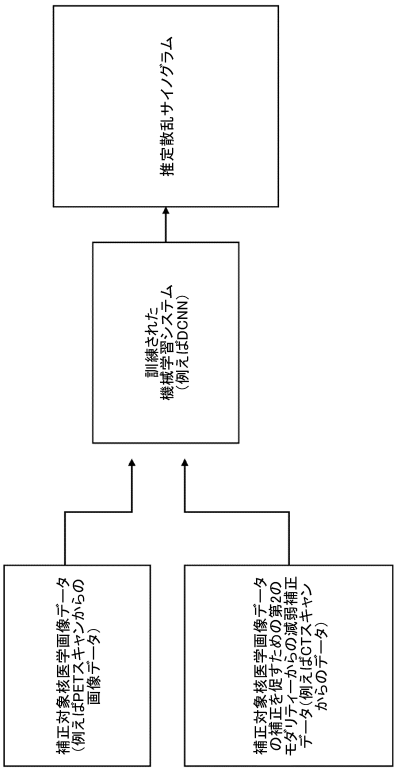
４７０　プロセッサー
４７４　ネットワークコントローラー
４７６　データ取得システム
４７８　メモリー

【図面】

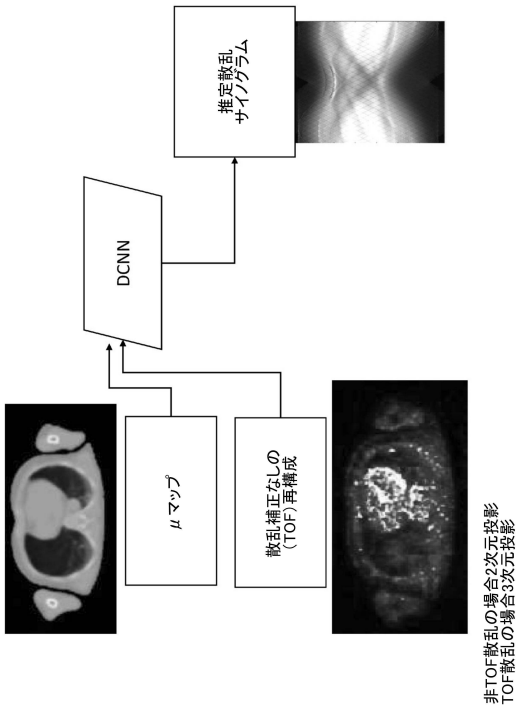
【図１Ａ】



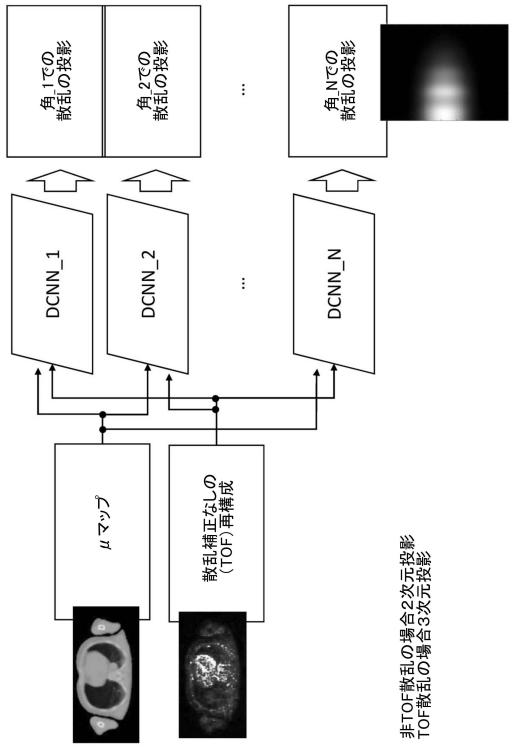
【図１Ｂ】



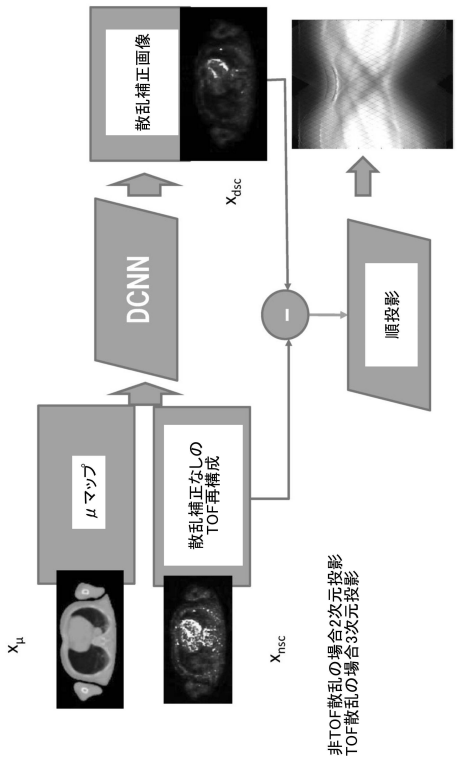
【図１Ｃ】



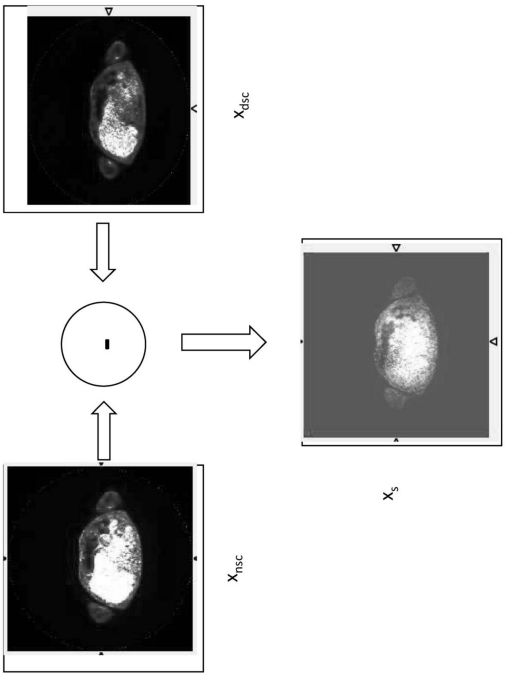
【図１Ｄ】



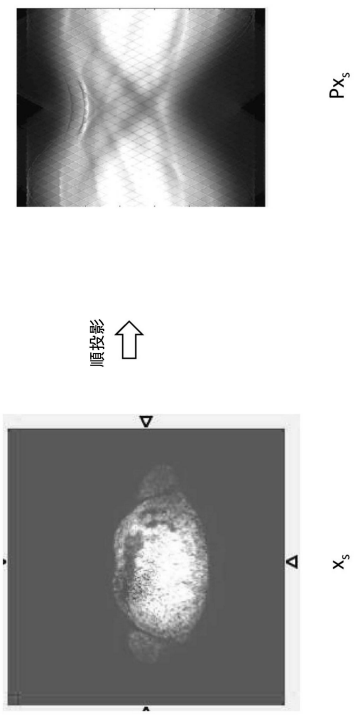
【図２】


散乱補正画像
DCNN
μマップ
散乱補正なしの
TOF再構成
順投影
非TOF散乱の場合2次元投影
TOF散乱の場合3次元投影

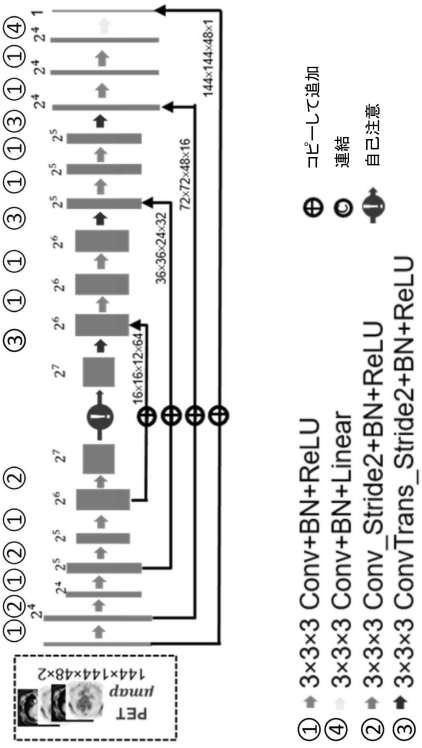
【図３】



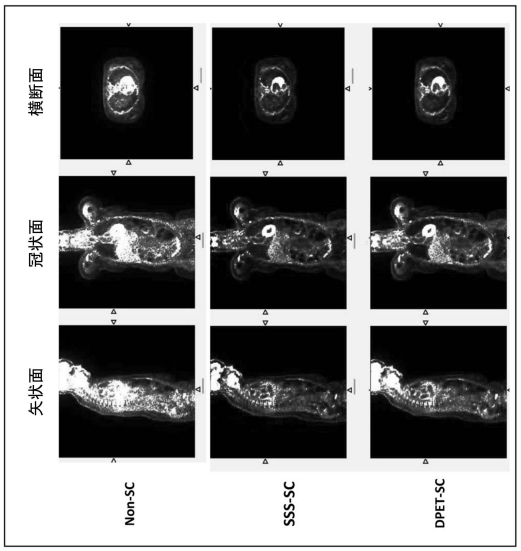
【図４】


順投影

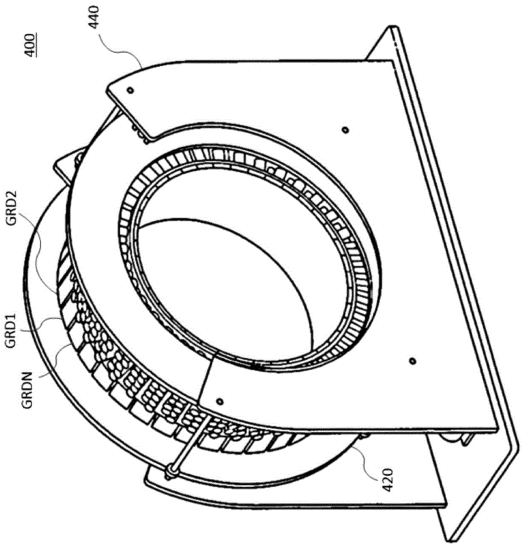
【図５】


PET
144×144×48×2
144×144×48×1
72×72×48×16
36×36×24×32
16×16×12×64
コピーして追加
連結
自己注意
① 3×3×3 Conv+BN+ReLU
④ 3×3×3 Conv+BN+Linear
② 3×3×3 Conv_Stride2+BN+ReLU
③ 3×3×3 ConvTrans_Stride2+BN+ReLU

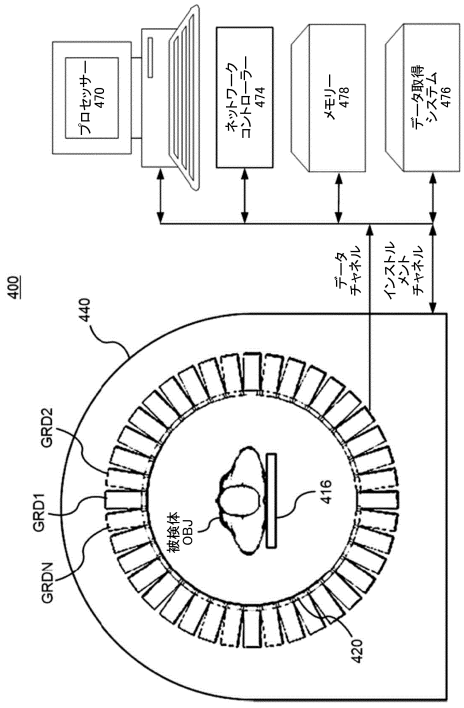
【図６】


横断面
冠状面
矢状面
Non-SC
SSS-SC
DPET-SC

【図７Ａ】


400
440
GRD2
GRD1
GRDN
420

【図７Ｂ】


プロセッサー
470
ネットワーク
コントローラー
474
メモリー
478
データ取得
システム
476
データ
チャネル
インストル
メント
チャネル
400
440
GRD2
GRD1
GRDN
被検体
OBJ
416
420

フロントページの続き

弁理士法人虎ノ門知的財産事務所
(72)発明者　ジンイ チ
アメリカ合衆国カリフォルニア州オークランド市フランクリン通り１１１１　１２階 カリフォルニア大学内
(72)発明者　ティアンティアン リー
アメリカ合衆国カリフォルニア州オークランド市フランクリン通り１１１１　１２階 カリフォルニア大学内
(72)発明者　シャオヘン シエ
アメリカ合衆国カリフォルニア州オークランド市フランクリン通り１１１１　１２階 カリフォルニア大学内
(72)発明者　ウエンユエン チー
アメリカ合衆国、イリノイ州　６００６１、バーノン・ヒルズ、ディアパス・ドライブ７０６　キヤノン メディカル リサーチ ユー エス エー 内
(72)発明者　リ ヤン
アメリカ合衆国、イリノイ州　６００６１、バーノン・ヒルズ、ディアパス・ドライブ７０６　キヤノン メディカル リサーチ ユー エス エー 内
(72)発明者　チュン チャン
アメリカ合衆国、イリノイ州　６００６１、バーノン・ヒルズ、ディアパス・ドライブ７０６　キヤノン メディカル リサーチ ユー エス エー 内
(72)発明者　エヴレン アズマ
アメリカ合衆国、イリノイ州　６００６１、バーノン・ヒルズ、ディアパス・ドライブ７０６　キヤノン メディカル リサーチ ユー エス エー 内

Ｆターム（参考）　4C093　AA22 AA25 CA18 CA35 FD03
4C188　EE02 FF07 JJ02 KK24 KK33 LL08 LL09