(12) 特許協力条約に基づいて公開された国際出願

(19) 世界知的所有権機関
国際事務局

(43) 国際公開日
2024年4月11日(11.04.2024)

WIPO | PCT

(10) 国際公開番号
WO 2024/075705 A1

(51) 国際特許分類:
G01T 1/161 (2006.01)　*A61B 6/03* (2006.01)

(21) 国際出願番号：　PCT/JP2023/035961

(22) 国際出願日：　2023年10月2日(02.10.2023)

(25) 国際出願の言語：　日本語

(26) 国際公開の言語：　日本語

(30) 優先権データ：
特願 2022-161438　2022年10月6日(06.10.2022)　JP

(71) 出願人：浜松ホトニクス株式会社 **(HAMAMATSU PHOTONICS K.K.)** [JP/JP]; 〒4358558 静岡県浜松市中央区市野町１１２６番地の１ Shizuoka (JP).

(72) 発明者：橋本　二三生 **(HASHIMOTO Fumio)**; 〒4358558 静岡県浜松市東区市野町１１２６番地の１ 浜松ホトニクス株式会社内 Shizuoka (JP). 大西 佑弥**(ONISHI Yuya)**; 〒4358558 静岡県浜松市東区市野町１１２６番地の１ 浜松ホトニクス株式会社内 Shizuoka (JP).

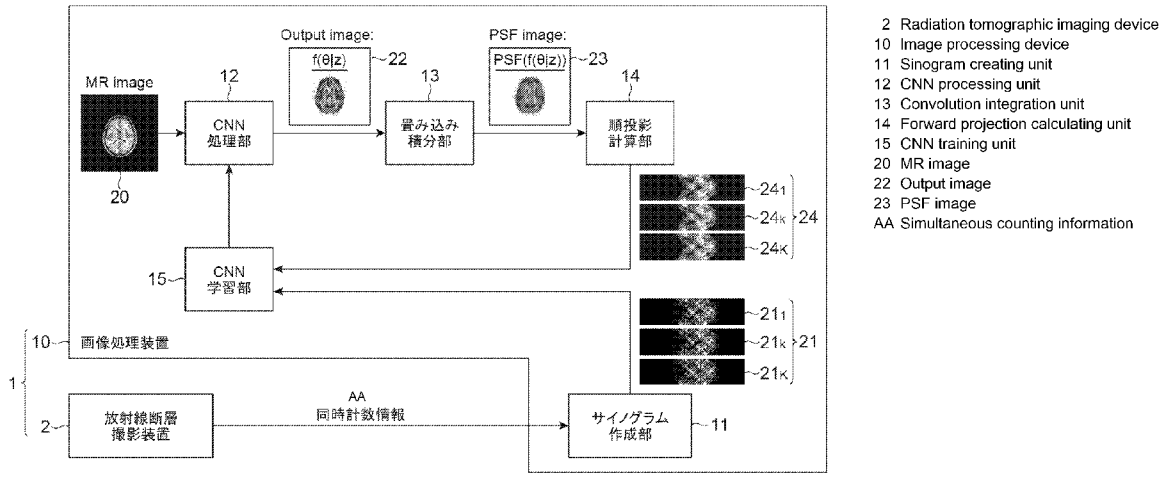
(74) 代理人：長谷川 芳樹，外**(HASEGAWA Yoshiki et al.)**; 〒1000005 東京都千代田区丸の内二丁目１番１号丸の内 ＭＹ ＰＬＡＺＡ（明治安田生命ビル） ９階 創英国際特許法律事務所 Tokyo (JP).

(81) 指定国(表示のない限り、全ての種類の国内保護が可能)：AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN,

(54) **Title:** IMAGE PROCESSING DEVICE AND IMAGE PROCESSING METHOD

(54) 発明の名称： 画像処理装置および画像処理方法

[図1]



(57) **Abstract:** An image processing device (10) comprises a sinogram creating unit (11), a CNN processing unit (12), a convolution integration unit (13), a forward projection calculating unit (14), and a CNN training unit (15). The forward projection calculating unit (14) subjects an output image (23) to a forward projection calculation to create a calculated sinogram (24). The CNN training unit (15) uses an evaluation function including an error evaluation term representing an evaluation value relating to an error between an actual measured sinogram (21) and the calculated sinogram (24), and a regularization term representing an evaluation value relating to a difference in pixel values between adjacent pixels in the output image, to train a CNN on the basis of the values of the evaluation function. As a result, the present invention achieves an image processing device with which it is possible to obtain a tomographic image having reduced noise, by

WO 2024/075705 A1

［続葉有］

CO, CR, CU, CV, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IQ, IR, IS, IT, JM, JO, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, MG, MK, MN, MU, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW.

(84) 指定国(表示のない限り、全ての種類の広域保護が可能): ARIPO (BW, CV, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SC, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), ユーラシア (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), ヨーロッパ (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, ME, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG).

添付公開書類：

— 国際調査報告（条約第21条(3)）

suppressing a deterioration in image quality resulting from CNN overfitting in noise reduction processing employing a DIP technique, when the CNN is trained on the basis of evaluation results of differences between the calculated sinogram and the actual measured sinogram to create a tomographic image of a subject.

(57) 要約：画像処理装置（１０）は、サイノグラム作成部（１１）、ＣＮＮ処理部（１２）、畳み込み積分部（１３）、順投影計算部（１４）およびＣＮＮ学習部（１５）を備える。順投影計算部（１４）は、出力画像（２３）を順投影計算して、計算サイノグラム（２４）を作成する。ＣＮＮ学習部（１５）は、実測サイノグラム（２１）と計算サイノグラム（２４）との間の誤差に関する評価値を表す誤差評価項と、出力画像における隣接画素間の画素値の差に関する評価値を表す正則化項と、を含む評価関数を用い、この評価関数の値に基づいてＣＮＮを学習させる。これにより、計算サイノグラムと実測サイノグラムとの間の誤差の評価結果に基づいてＣＮＮを学習させて被検体の断層画像を作成する際に、ＤＩＰ技術を用いたノイズ低減処理においてＣＮＮ過学習による画質劣化を抑制して、ノイズが低減された断層画像を得ることができる画像処理装置が実現される。

明　細　書

発明の名称 ： 画像処理装置および画像処理方法

技術分野

[0001] 本開示は、放射線断層撮影装置により収集された同時計数情報に基づいて被検体の断層画像を作成する装置および方法に関するものである。

背景技術

[0002] 被検体（生体）の断層画像を取得することができる放射線断層撮影装置として、ＰＥＴ（Positron Emission Tomography）装置およびＳＰＥＣＴ（Single Photon Emission Computed Tomography）装置が挙げられる。

[0003] ＰＥＴ装置は、被検体が置かれる測定空間の周囲に配列された多数の小型の放射線検出器を有する検出部を備えている。ＰＥＴ装置は、陽電子放出アイソトープ（ＲＩ線源）が投与された被検体内における電子・陽電子の対消滅に伴って発生するエネルギ５１１ｋｅＶの光子対を検出部により同時計数法で検出し、この同時計数情報を収集する。

[0004] そして、この収集した多数の同時計数情報に基づいて、測定空間における光子対の発生頻度の空間分布（すなわち、ＲＩ線源の空間分布）を表す断層画像を再構成することができる。このようなＰＥＴ装置は核医学分野等で重要な役割を果たしており、これを用いて、例えば生体機能や脳の高次機能の研究を行うことができる。

[0005] 収集した多数の同時計数情報に基づいて被検体の断層画像を再構成する手法として種々の方法が知られている。非特許文献１に記載された断層画像再構成の為の画像処理方法は、深層ニューラルネットワークの一種である畳み込みニューラルネットワークを用いた Deep Image Prior技術により断層画像を再構成する。以下では、畳み込みニューラルネットワーク（Convolutional Neural Network）を「ＣＮＮ」といい、Deep Image Prior技術を「ＤＩＰ技術」という。

[0006] ＤＩＰ技術は、画像中の意味のある構造の方がランダムなノイズより早く

学習される（すなわち、ランダムなノイズは学習されにくい）というＣＮＮの性質を利用する。ＤＩＰ技術により、ノイズが低減された断層画像を取得することができる。

[0007] 非特許文献１に記載された画像処理方法は、具体的には次のようなものである。被検体について収集した多数の同時計数情報に基づいてサイノグラム（以下「実測サイノグラム」という）を作成する。また、入力画像（例えばＭＲＩ画像）をＣＮＮに入力させたときにＣＮＮから出力される画像を順投影計算（ラドン変換）してサイノグラム（以下「計算サイノグラム」という）を作成する。

[0008] そして、この計算サイノグラムと実測サイノグラムとの間の誤差を評価して、この誤差評価結果に基づいてＣＮＮを学習させる。ＤＩＰ技術により、ＣＮＮからの画像出力、順投影計算による計算サイノグラムの作成、誤差の評価およびＣＮＮの学習を繰り返すと、次第に計算サイノグラムは実測サイノグラムに近づいていき、ＣＮＮからの出力画像は被検体の断層画像に近づいていく。

[0009] この画像処理方法は、ＣＮＮ出力画像から計算サイノグラムへ順投影する処理を含む一方で、実測サイノグラムから断層画像へ逆投影する処理を含まないことから、よりノイズが低減された断層画像を取得することができる。

[0010] サイノグラムは、４つの変数ｒ，θ，ｚ，δで表される空間（サイノグラム空間）において、同時計数情報を取得した頻度（同時計数事象の発生頻度）を表すヒストグラムとして表現したものである。変数ｒは、中心軸から同時計数ライン（光子対を同時計数した２個の検出器を互いに結ぶライン）までの距離を表す。変数θは、同時計数ラインの方位角を表す。変数ｚは、同時計数ラインの中点の中心軸方向位置を表す。また、変数δは、光子対を同時計数した２個の検出器の間の中心軸方向距離を表す。

先行技術文献

非特許文献

[0011] 非特許文献1：F. Hashimoto, K. Ote and Y. Onishi, "PET Image Reconstru

ction Incorporating Deep Image Prior and a Forward Projection Model", IEEE Transactions on Radiation and Plasma Medical Sciences, doi: 10.1109/TRPMS.2022.3161569, 2022

非特許文献2：J. Nuyts et al., "A concave prior penalizing relative differences for maximum-a-posteriori reconstruction in emission tomography", IEEE TNS, Vol.49, Issue 1, pp.56-60, 2002

非特許文献3：工藤博幸, "低被曝ＣＴにおける画像再構成法 －統計的画像再構成，逐次近似画像再構成，圧縮センシングの基礎－", Medical Imaging Technology, Vol.32, No.4, pp.239-248, 2014

非特許文献4：Antonin Chambolle, "An Algorithm for Total Variation Minimization and Applications", Journal of Mathematical Imaging and Vision 20, pp.89-97, 2004

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0012] ＤＩＰ技術を用いたノイズ低減処理は、ノイズ低減性能が優れているものの、ＣＮＮの過学習による画質劣化の問題を有している。すなわち、ＤＩＰ技術は、上述したとおり、ランダムなノイズが学習されにくいというＣＮＮの性質を利用するものであるが、ＣＮＮの学習の回数が増えるに従ってランダムなノイズも復元されていくことになる。このように、ＣＮＮの過学習により、ランダムなノイズも復元されていくことで、画質が劣化してしまう。

[0013] 本発明は、計算サイノグラムと実測サイノグラムとの間の誤差の評価結果に基づいてＣＮＮを学習させて被検体の断層画像を作成する際に、ＤＩＰ技術を用いたノイズ低減処理においてＣＮＮ過学習による画質劣化を抑制して、ノイズが低減された断層画像を得ることができる画像処理装置および画像処理方法を提供することを目的とする。

課題を解決するための手段

[0014] 本発明の実施形態は、画像処理装置である。画像処理装置は、ＲＩ線源が投与された被検体が置かれる測定空間を囲んで配置された複数の検出器を有

する放射線断層撮影装置により収集された同時計数情報に基づいて、被検体の断層画像を作成する画像処理装置であって、（１）放射線断層撮影装置により収集された同時計数情報に基づいてサイノグラムを作成するサイノグラム作成部と、（２）畳み込みニューラルネットワークに入力画像を入力させて畳み込みニューラルネットワークにより出力画像を作成するＣＮＮ処理部と、（３）出力画像を順投影計算してサイノグラムを作成する順投影計算部と、（４）サイノグラム作成部により作成されたサイノグラムと順投影計算部により作成されたサイノグラムとの間の誤差に関する評価値を表す誤差評価項と、出力画像における隣接画素間の画素値の差に関する評価値を表す正則化項と、を含む評価関数を用い、この評価関数の値に基づいて畳み込みニューラルネットワークを学習させるＣＮＮ学習部と、を備え、ＣＮＮ処理部、順投影計算部およびＣＮＮ学習部それぞれの処理を複数回繰り返し行った後の出力画像を被検体の断層画像とする。

[0015] 本発明の実施形態は、放射線断層撮影システムである。放射線断層撮影システムは、ＲＩ線源が投与された被検体が置かれる測定空間を囲んで配置された複数の検出器を有し同時計数情報を収集する放射線断層撮影装置と、放射線断層撮影装置により収集された同時計数情報に基づいて被検体の断層画像を作成する上記構成の画像処理装置と、を備える。

[0016] 本発明の実施形態は、画像処理方法である。画像処理方法は、ＲＩ線源が投与された被検体が置かれる測定空間を囲んで配置された複数の検出器を有する放射線断層撮影装置により収集された同時計数情報に基づいて、被検体の断層画像を作成する画像処理方法であって、（１）放射線断層撮影装置により収集された同時計数情報に基づいてサイノグラムを作成するサイノグラム作成ステップと、（２）畳み込みニューラルネットワークに入力画像を入力させて畳み込みニューラルネットワークにより出力画像を作成するＣＮＮ処理ステップと、（３）出力画像を順投影計算してサイノグラムを作成する順投影計算ステップと、（４）サイノグラム作成ステップで作成されたサイノグラムと順投影計算ステップで作成されたサイノグラムとの間の誤差に関

する評価値を表す誤差評価項と、出力画像における隣接画素間の画素値の差に関する評価値を表す正則化項と、を含む評価関数を用い、この評価関数の値に基づいて畳み込みニューラルネットワークを学習させるＣＮＮ学習ステップと、を備え、ＣＮＮ処理ステップ、順投影計算ステップおよびＣＮＮ学習ステップそれぞれの処理を複数回繰り返し行った後の出力画像を被検体の断層画像とする。

発明の効果

[0017] 本発明の実施形態によれば、計算サイノグラムと実測サイノグラムとの間の誤差の評価結果に基づいてＣＮＮを学習させて被検体の断層画像を作成する際に、ＤＩＰ技術を用いたノイズ低減処理においてＣＮＮ過学習による画質劣化を抑制して、ノイズが低減された断層画像を得ることができる。

図面の簡単な説明

[0018] [図1]図１は、放射線断層撮影システム１の構成を示す図である。

[図2]図２は、ＣＮＮの構成例を示す図である。

[図3]図３は、画像処理方法のフローチャートである。

[図4]図４は、ブロック分割しない場合の計算サイノグラム２４およびブロック分割する場合の計算サイノグラム２４_{1}～２４_{16}それぞれの例を比較して示す図であり、（ａ）ブロック分割しない場合の計算サイノグラム２４を模式的に示す図、及び（ｂ）ブロック分割する場合の計算サイノグラム２４_{1}～２４_{16}を模式的に示す図である。

[図5]図５は、出力画像における隣接画素について説明する図である。

[図6]図６は、画像処理方法１で得られた脳の断層画像を示す図である。

[図7]図７は、画像処理方法２で得られた脳の断層画像を示す図である。

[図8]図８は、画像処理方法３で得られた脳の断層画像を示す図である。

発明を実施するための形態

[0019] 以下、添付図面を参照して、画像処理装置および画像処理方法の実施の形態を詳細に説明する。なお、図面の説明において同一の要素には同一の符号を付し、重複する説明を省略する。本発明は、これらの例示に限定されるも

のではなく、特許請求の範囲によって示され、特許請求の範囲と均等の意味および範囲内でのすべての変更が含まれることが意図される。

[0020] 図１は、放射線断層撮影システム１の構成を示す図である。放射線断層撮影システム１は、放射線断層撮影装置２および画像処理装置１０を備える。画像処理装置１０は、サイノグラム作成部１１、ＣＮＮ処理部１２、畳み込み積分部１３、順投影計算部１４およびＣＮＮ学習部１５を備える。

[0021] なお、入力画像、出力画像および断層画像は、２次元の画像および３次元の画像の何れであってもよいが、以下では、これらの画像が３次元の画像であるとして説明をする。また、実測サイノグラムおよび計算サイノグラムは、複数のブロックに分割してもよいし分割しなくてもよいが、以下では、これらのサイノグラムを複数のブロックに分割する場合について主に説明をする。

[0022] 放射線断層撮影装置２は、被検体の断層画像を再構成するための同時計数情報を収集する装置である。放射線断層撮影装置２として、ＰＥＴ装置およびＳＰＥＣＴ装置が挙げられる。以下では、放射線断層撮影装置２がＰＥＴ装置であるとして説明をする。

[0023] 放射線断層撮影装置２は、被検体が置かれる測定空間の周囲に配列された多数の小型の放射線検出器を有する検出部を備えている。放射線断層撮影装置２は、ＲＩ線源が投与された被検体内における電子・陽電子の対消滅に伴って発生するエネルギ５１１ｋｅＶの光子対を検出部により同時計数法で検出し、この同時計数情報を収集する。そして、放射線断層撮影装置２は、この収集した同時計数情報を画像処理装置１０へ出力する。

[0024] 画像処理装置１０は、畳み込みニューラルネットワーク（ＣＮＮ）を用いた処理を行うＧＰＵ（Graphics Processing Unit）、操作者の入力を受け付ける入力部（例えばキーボードやマウス）、画像等を表示する表示部（例えば液晶ディスプレイ）、および、様々な処理を実行する為のプログラムやデータを記憶する記憶部を備える。画像処理装置１０として、例えば、ＣＰＵ、ＲＡＭ、ＲＯＭおよびハードディスクドライブ等を有するコンピュータ

が用いられる。

[0025] サイノグラム作成部１１は、放射線断層撮影装置２により収集された同時計数情報に基づいて実測サイノグラム２１を作成する。このとき、サイノグラム作成部１１は、複数（Ｋ個）のブロックに分割された実測サイノグラム２１$_1$～２１$_K$を作成する。実測サイノグラム２１$_k$は、Ｋ個のブロックのうちの第ｋブロックの実測サイノグラムである。Ｋは２以上の整数であり、ｋは１以上Ｋ以下の整数である。分割された実測サイノグラム２１$_1$～２１$_K$を結合したものが全体の実測サイノグラム２１である。

[0026] ＣＮＮ処理部１２は、ＣＮＮに３次元入力画像２０を入力させて、そのＣＮＮにより３次元出力画像２２を作成する。３次元入力画像２０は、被検体の形態情報を表す画像であってもよいし、被検体のＭＲＩ画像、ＣＴ画像または静的ＰＥＴ画像であってもよいし、ランダムノイズ画像であってもよい。

[0027] 畳み込み積分部１３は、ＣＮＮ処理部１２により作成された３次元出力画像２２に対し点像分布関数の畳み込み積分を行って、新たな３次元出力画像２３を作成する。点像分布関数（Point Spread Function、ＰＳＦ）は、点線源に対する放射線断層撮影装置の応答（インパルス応答）を表す関数であり、一般に、ガウシアン関数、または、点線源の実測データからモデル化された視野内の位置によってボケ方の異なる非対称なガウシアン関数などで表される。畳み込み積分部１３が設けられていることにより、より画質が優れた断層画像を得ることができ、また、ＣＮＮの学習の安定化を図ることができる。

[0028] 順投影計算部１４は、３次元出力画像２３を順投影計算して計算サイノグラム２４を作成する。このとき、順投影計算部１４は、Ｋ個のブロックに分割された計算サイノグラム２４$_1$～２４$_K$を作成する。計算サイノグラム２４$_k$は、Ｋ個のブロックのうちの第ｋブロックの計算サイノグラムである。分割された計算サイノグラム２４$_1$～２４$_K$を結合したものが全体の計算サイノグラム２４である。

[0029] 計算サイノグラム２４のブロック分割は、実測サイノグラム２１のブロック分割と同様に行われる。第ｋブロックの計算サイノグラム２４$_k$と第ｋブロックの実測サイノグラム２１$_k$とは、全体のサイノグラム空間のうちの共通の領域のサイノグラムである。ブロック分割の態様は任意であり、サイノグラム空間を表現する４つの変数のうちの何れかの１または２以上の変数についてブロック分割してもよい。Ｋ個のブロックそれぞれのサイズは、異なっていてもよいし、同一であってもよい。

[0030] ＣＮＮ学習部１５は、Ｋ個のブロックそれぞれについて実測サイノグラム２１$_k$と計算サイノグラム２４$_k$との間の誤差を評価し、Ｋ個のブロックそれぞれについての当該誤差評価結果に基づいてＣＮＮを学習させる。

[0031] ＣＮＮ処理部１２、畳み込み積分部１３、順投影計算部１４およびＣＮＮ学習部１５それぞれの処理を複数回繰り返し行った後にＣＮＮ処理部１２により作成される３次元出力画像２２を被検体の３次元断層画像とする。畳み込み積分部１３により作成される３次元出力画像２３を被検体の３次元断層画像としてもよい。実測サイノグラム２１が放射線断層撮影装置の応答関数を反映したものであることから、畳み込み積分部１３による点像分布関数の畳み込み積分の前の３次元出力画像２２を被検体の３次元断層画像とするのが好ましい。

[0032] なお、畳み込み積分部１３は、ＣＮＮの最終層として設けられてもよいし、ＣＮＮとは別に設けられてもよい。畳み込み積分部１３がＣＮＮの最終層として設けられる場合、ＣＮＮの学習時に畳み込み積分部１３の重み係数は一定に維持される。また、畳み込み積分部１３は設けられていなくてもよい。畳み込み積分部１３が設けられない場合、順投影計算部１４は、ＣＮＮ処理部１２から出力された３次元出力画像２２を順投影計算して計算サイノグラム２４を作成する。

[0033] 図２は、ＣＮＮの構成例を示す図である。この図に示されるＣＮＮは、エンコーダとデコーダとを含む３次元Ｕ－ｎｅｔ構造のものである。この図には、ＣＮＮに入力される３次元入力画像２０の画素数をＮ×Ｎ×６４として、

ＣＮＮの各層のサイズが示されている。

[0034] 図３は、画像処理方法のフローチャートである。画像処理方法は、サイノグラム作成部１１により行われるサイノグラム作成ステップＳ１、ＣＮＮ処理部１２により行われるＣＮＮ処理ステップＳ２、畳み込み積分部１３により行われる畳み込み積分ステップＳ３、順投影計算部１４により行われる順投影計算ステップＳ４、および、ＣＮＮ学習部１５により行われるＣＮＮ学習ステップＳ５を備える。

[0035] サイノグラム作成ステップＳ１において、放射線断層撮影装置２により収集された同時計数情報に基づいて、Ｋ個のブロックに分割された実測サイノグラム２１_{1}～２１_{K}を作成する。ＣＮＮ処理ステップＳ２において、ＣＮＮに３次元入力画像２０を入力させて、そのＣＮＮにより３次元出力画像２２を作成する。畳み込み積分ステップＳ３において、ＣＮＮ処理ステップＳ２で作成された３次元出力画像２２に対し点像分布関数の畳み込み積分を行って、新たな３次元出力画像２３を作成する。

[0036] 順投影計算ステップＳ４において、３次元出力画像２３を順投影計算して、Ｋ個のブロックに分割された計算サイノグラム２４_{1}～２４_{K}を作成する。ＣＮＮ学習ステップＳ５において、Ｋ個のブロックそれぞれについて実測サイノグラム２１_{k}と計算サイノグラム２４_{k}との間の誤差を評価し、Ｋ個のブロックそれぞれについての当該誤差評価結果に基づいてＣＮＮを学習させる。

[0037] ＣＮＮ処理ステップＳ２、畳み込み積分ステップＳ３、順投影計算ステップＳ４およびＣＮＮ学習ステップＳ５それぞれの処理を複数回繰り返し行った後にＣＮＮ処理ステップＳ２において作成される３次元出力画像２２を被検体の３次元断層画像とする。畳み込み積分ステップＳ３において作成される３次元出力画像２３を被検体の３次元断層画像としてもよい。なお、畳み込み積分ステップＳ３は設けられていなくてもよい。

[0038] 次に、サイノグラムを複数のブロックに分割しない場合の画像処理方法の各ステップの処理内容について説明する。サイノグラムをブロック分割しな

い場合の画像処理方法では、実測サイノグラムおよび計算サイノグラムそれぞれの全体について処理をする。

[0039] 以下では、ＣＮＮによる処理をｆとし、ＣＮＮに入力される３次元入力画像２０をｚとし、ＣＮＮの学習状態を表す重み係数パラメータをθとする。ＣＮＮの学習の進展に従ってθは変化していく。重み係数がθであるＣＮＮに３次元入力画像ｚが入力されたときにＣＮＮから出力される３次元出力画像２２をｘとする。３次元出力画像ｘは下記（１）式で表わされる。ＣＮＮ処理ステップにおいて、この式で表される処理を行って３次元出力画像ｘを作成する。

[数1]

$$x = f(\theta | z) \qquad (1)$$

[0040] 畳み込み積分ステップにおいて、ＣＮＮ処理ステップで作成された３次元出力画像ｘに対し点像分布関数の畳み込み積分を行って、新たな３次元出力画像ｘを作成する。なお、図１では、畳み込み積分を行った後の３次元出力画像ｘをPSF(ｆ(θ｜ｚ))と記している。

[0041] 順投影計算ステップにおいて、３次元出力画像ｘを順投影計算して計算サイノグラム２４を作成する。計算サイノグラム２４をｙとし、３次元出力画像ｘから計算サイノグラムｙへの順投影計算（ラドン変換）を行う為の投影行列をＰとする。投影行列はシステム行列または検出確率とも呼ばれる。順投影計算ステップにおいて行う処理は、下記（２）式で表される。

[数2]

$$y = Px \qquad (2)$$

[0042] ＣＮＮ学習ステップにおいて、実測サイノグラム２１をy_0として、実測サイノグラムy_0と計算サイノグラムｙ（上記（２）式）との間の誤差を評価し、当該誤差評価結果に基づいてＣＮＮを学習させる。ＣＮＮ学習ステップで行う処理は下記（３）式で表される。この式の制約付き最適化問題は、ＣＮＮにより作成される３次元出力画像ｘが被検体の断層画像になっているという制約の下で、評価関数Ｅ(ｙ；y_0)の値が小さくなるようＣＮＮパラメータ

θを最適化する問題となっている。

[数3]

$$\begin{aligned} &\min \quad E(y;y_0) \\ &s.t. \quad x=f(\theta|z) \end{aligned} \qquad (3)$$

[0043] この（３）式の制約付き最適化問題は、下記（４）式の制約なし最適化問題に変形することができる。評価関数Ｅは、任意でよいが、例えば、Ｌ１ノルム、Ｌ２ノルム、ポアソン分布における負の対数尤度などを用いることができる。評価関数としてＬ２ノルムを用いると、（４）式は下記（５）式に変形することができる。

[数4]

$$\min E\left(Pf(\theta|z)-y_0\right) \qquad (4)$$

[数5]

$$\begin{aligned} &\theta^* = \underset{\theta}{\operatorname{argmin}} \left\| \left(Pf(\theta|z)-y_0\right) \right\| \\ &x^* = f\left(\theta^*|z\right) \end{aligned} \qquad (5)$$

[0044] 放射線断層撮影装置における複数の検出器の配置を考慮すると、サイノグラム空間において同時計数情報収集が不可能な領域が存在する場合がある。このことから、上記（５）式の最適化問題に替えて、下記（６）式の最適化問題としてもよい。この（６）式中のｍは、バイナリマスク関数であって、サイノグラム空間において同時計数情報収集が可能な領域では値１であり、同時計数情報収集が不可能な領域では値０である。（６）式は、誤差（ｙ－y_0）とバイナリマスク関数ｍとのアダマール積をとることで、同時計数情報収集が可能なサイノグラム空間中の領域において選択的に誤差を評価するものである。

[数6]

$$\theta^* = \underset{\theta}{\operatorname{argmin}} \left\| \left(Pf(\theta|z)-y_0\right) \odot m \right\| \qquad (6)$$

[0045] ＣＮＮ処理ステップ、畳み込み積分ステップ、順投影計算ステップおよびＣＮＮ学習ステップそれぞれの処理を複数回繰り返し行って、この最適化問

題をＣＮＮパラメータθについて解くことにより、計算サイノグラムｙは実測サイノグラムy_0に近づいていき、ＣＮＮにより作成される３次元出力画像ｘは被検体の断層画像に近づいていく。

[0046] 次に、サイノグラムをブロック分割する場合の画像処理方法の各ステップの処理内容について詳細に説明する。サイノグラムをブロック分割する場合には、順投影計算ステップにおいて、３次元出力画像ｘを順投影計算して、Ｋ個のブロックに分割された計算サイノグラム24_1～24_Kを作成する。第ｋブロックの計算サイノグラム24_kをy_kとし、３次元出力画像ｘから計算サイノグラムy_kへの順投影計算（ラドン変換）を行う為の投影行列をP_kとする。順投影計算ステップにおいて行う処理は下記（７）式で表される。

[数7]

$$y_k = P_k x \quad (k = 1, 2, 3, \cdots, K) \qquad (7)$$

[0047] ＣＮＮ学習ステップにおいて、第ｋブロックの実測サイノグラム21_kをy_{0k}として、Ｋ個のブロックそれぞれについて実測サイノグラムy_{0k}と計算サイノグラムy_kとの間の誤差を評価し、Ｋ個のブロックそれぞれについての当該誤差評価結果に基づいてＣＮＮを学習させる。

[0048] ＣＮＮ学習ステップで行う処理は、下記（８）式の制約なし最適化問題で表される。評価関数としてＬ２ノルムを用いると、（８）式は下記（９）式に変形することができる。また、同時計数情報収集が可能なサイノグラム空間中の領域において選択的に誤差を評価する場合には、下記（１０）式の制約なし最適化問題で表される。m_kは、第ｋブロックにおけるバイナリマスク関数である。

[数8]

$$\min E\left(P_k f\left(\theta \mid z\right) - y_{0k}\right) \qquad (8)$$

[数9]

$$\theta^* = \underset{\theta}{\operatorname{argmin}} \left\| \left(P_k f\left(\theta \mid z\right) - y_{0k}\right) \right\| \quad (k = 1, 2, 3, \cdots, K)$$
$$x^* = f\left(\theta^* \mid z\right) \qquad (9)$$

[数10]

$$\theta^{*}=\underset{\theta}{\operatorname{argmin}}\left\|\left(P_{k}f\left(\theta\mid z\right)-y_{0k}\right)\odot m_{k}\right\| \quad (k=1,2,3,\cdots,K) \qquad (10)$$

[0049] ＣＮＮ処理ステップ、畳み込み積分ステップ、順投影計算ステップおよびＣＮＮ学習ステップそれぞれの処理を複数回繰り返し行って、この最適化問題をＣＮＮパラメータθについて解くことにより、Ｋ個のブロックそれぞれについて計算サイノグラムｙ$_{k}$は実測サイノグラムｙ$_{0k}$に近づいていき、ＣＮＮにより作成される３次元出力画像ｘは被検体の断層画像に近づいていく。

[0050] 次に、ＧＰＵのＲＡＭにデータを記憶するのに必要な記憶容量に関して、サイノグラムをブロック分割しない場合とブロック分割する場合との比較について説明する。

[0051] 一般に、ＣＮＮを用いた処理ではＧＰＵが用いられる。ＧＰＵは、画像処理に特化した演算処理装置であり、１つの半導体チップ上に集積化された演算部およびＲＡＭを有している。ＧＰＵの演算部による演算処理の際に用いる各種のデータは、該ＧＰＵのＲＡＭに記憶しておくことが要求される。

[0052] ＧＰＵのＲＡＭに記憶しておくべきデータは、例えば、ＣＮＮ入力画像、ＣＮＮ出力画像、ＣＮＮの学習状態を表す重み係数、特徴マップ、実測サイノグラム、計算サイノグラム、順投影計算に必要なパラメータ等であり、膨大な記憶容量を必要とする。しかし、ＧＰＵのＲＡＭの容量には限界があることから、上記のような画像処理方法では、２次元の順投影計算を行うことはできるものの、３次元の順投影計算を行うことが困難な場合がある。

[0053] ここでは、ＣＮＮにより作成される３次元出力画像の画素数を１２８×１２８×６４とし、サイノグラム空間の画素数を１２８×１２８×６４×１９とする。サイノグラムをブロック分割する場合の画像処理方法では、Ｋ＝１６として、３次元出力画像を順投影計算して、１６個のブロックに等分割された計算サイノグラム２４$_{1}$～２４$_{16}$を作成するものとする。

[0054] 図４は、ブロック分割しない場合の計算サイノグラム２４およびブロック分割する場合の計算サイノグラム２４$_{1}$～２４$_{16}$それぞれの例を比較して示す図である。図４（ａ）は、ブロック分割しない場合の計算サイノグラム２４

を模式的に示す。図４（ｂ）は、ブロック分割する場合の計算サイノグラム２４$_1$～２４$_{16}$を模式的に示す。

[0055] ブロック分割する場合の各ブロックの計算サイノグラム２４$_k$の画素数は、１２８×８×６４×１９となり、ブロック分割しない場合の計算サイノグラム２４の画素数の１／１６となる。また、ブロック分割する場合に３次元出力画像から第ｋブロックの計算サイノグラム２４$_k$への順投影計算を行う為の投影行列Ｐ$_k$の要素数は、ブロック分割しない場合に３次元出力画像から計算サイノグラム２４への順投影計算を行う為の投影行列Ｐの要素数の１／１６となる。

[0056] ブロック分割する場合では、順投影計算の際に用いるデータを記憶するのに必要な記憶容量を、ブロック分割しない場合と比べて少なくすることができ、これらのデータをＧＰＵのＲＡＭに記憶しておくことができる。したがって、ブロック分割する場合では、ＣＮＮ出力画像から計算サイノグラムへの３次元順投影計算が容易となり、計算サイノグラムと実測サイノグラムとの間の誤差の評価結果に基づいてＣＮＮを学習させて被検体の３次元断層画像を容易に作成することができる。

[0057] 次に、ＣＮＮ学習ステップＳ５においてＣＮＮ学習部１５が用いる評価関数について更に説明する。これまでに説明した評価関数（（５）式、（９）式）は、実測サイノグラムｙ$_0$と計算サイノグラムｙ（＝Ｐｆ（θ｜ｚ））との間の誤差に関する評価値を表す誤差評価項のみを含むものであった。しかし、この誤差評価項に加えて正則化項をも含む評価関数を用いるのが好ましい。正則化項は、ＣＮＮ過学習を抑制する為のものであり、出力画像における隣接画素間の画素値の差に関する評価値を表す。

[0058] すなわち、サイノグラムをブロック分割しない場合の評価関数を、上記（５）式に替えて下記（１１）式とする。また、サイノグラムをブロック分割する場合の評価関数を、上記（９）式に替えて下記（１２）式とする。

[数11]

$$\theta^* = \underset{\theta}{\operatorname{argmin}} \left\| \left(Pf(\theta \mid z) - y_0 \right) \right\| + \beta \cdot R\left(f(\theta \mid z) \right)$$
$$x^* = f\left(\theta^* \mid z \right) \qquad (11)$$

[数12]

$$\theta^* = \underset{\theta}{\operatorname{argmin}} \left\| \left(P_k f(\theta \mid z) - y_{0k} \right) \right\| + \beta \cdot R\left(f(\theta \mid z) \right) \quad (k = 1, 2, 3, \cdots, K)$$
$$x^* = f\left(\theta^* \mid z \right) \qquad (12)$$

[0059] これらの式において、右辺第１項は誤差評価項であり、右辺第２項は正則化項である。この正則化項は、出力画像における隣接画素間の画素値の差にペナルティを課す。βは、正則化の効果の程度を調整するハイパーパラメータである。βが小さいほど、正則化の効果は小さい。βが大きいほど、正則化の効果（すなわち、ＣＮＮ過学習の抑制の効果）は大きい。

[0060] 正則化項は、ＣＮＮ処理部１２から出力される出力画像２２（ｆ（θ｜ｚ））における隣接画素間の画素値の差に関する評価値を表すものであってもよいし、畳み込み積分部１３から出力される出力画像２３（PSF(ｆ（θ｜ｚ))）における隣接画素間の画素値の差に関する評価値を表すものであってもよい。

[0061] ２次元画像の場合、或る画素に隣接する画素には、互いに直交する２方向それぞれに隣接する画素が含まれ、また、好適には斜め方向に隣接する画素も含まれる。２次元画像の場合、その画像の端または角に位置する画素を除いて、或る画素に隣接する画素の数は８である。

[0062] ３次元画像の場合、或る画素に隣接する画素には、互いに直交する３方向それぞれに隣接する画素が含まれ、また、好適には斜め方向に隣接する画素も含まれる。３次元画像の場合、その画像の端または角に位置する画素を除いて、或る画素に隣接する画素の数は２６である。

[0063] 図５は、出力画像における隣接画素について説明する図である。この図は、出力画像を２次元画像として示し、そのうちの３×３画素を示している。この図で中央にある画素の画素値をλ_jとし、この中央画素に隣接する８個の

画素の画素値をλ_k（ｋ＝１～８）とすると、この中央画素に関して隣接画素間の画素値の差は　$|\lambda_j-\lambda_k|$　で表される。正則化項は、出力画像における隣接画素の全ての組合せについて画素値の差に関する評価値を表す。

[0064]　正則化項は、出力画像における隣接画素間の画素値の差に関する評価値を表すものであればよく、様々な式で表され得る。例えば正則化項は下記（１３）式で表される。この（１３）式において、N_jは、画素ｊに隣接する画素ｋの集合を表す。γは、画素値λ_jの変化に対する正則化項の値の変化の大きさを表す。この（１３）式は、分子に隣接画素の画素値の差の項を含み、分母に隣接画素の画素値の和の項を含んでおり、出力画像における隣接画素間の相対的な画素値の差に関する評価値を表している。

[数13]

$$R(f(\theta|z))=\sum_j\sum_{k\in N_j}\frac{(\lambda_j-\lambda_k)^2}{(\lambda_j+\lambda_k)-\gamma|\lambda_j-\lambda_k|} \qquad (13)$$

[0065]　なお、（１３）式は、非特許文献２に記載された式と類似している。しかし、非特許文献２では、（１３）式に類似する式は、ＰＥＴ装置により収集された同時計数情報に基づいて被検体の断層画像を再構成する処理の際に用いられているのであって、ＤＩＰ技術により断層画像に対してノイズ低減処理をする際に用いられているのではない。

[0066]　また、正則化項として、例えば、 Gibbs prior（非特許文献３） や Total variation（非特許文献４）等を用いてもよい。なお、これらの文献も、被検体の断層画像を再構成処理する技術について記載したものであって、ＤＩＰ技術により断層画像に対してノイズ低減処理をする技術について記載したものではない。

[0067]　次に、デジタル脳ファントム画像を用いて頭部用ＰＥＴ装置のモンテカルロ・シミュレーションによりシミュレーションデータを作成し、これを用いて画像処理方法１～３それぞれにより断層画像を再構成した結果について説明する。

[0068]　画像処理方法１では、一般的な画像再構成法であるＭＬ-ＥＭ（Maximum　L

ikelihood Expectation Maximization）法により断層画像を再構成した。画像処理方法２では、図１～図４を用いて説明した画像処理方法において上記（９）式の評価関数を用いて断層画像を再構成した。画像処理方法３では、図１～図４を用いて説明した画像処理方法において上記（１２）式および（１３）式の評価関数を用いて断層画像を再構成した。

[0069] ファントム画像として、BrainWeb（https://brainweb.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/）から入手した脳画像に対し白質部分に模擬腫瘍を埋め込んだ３次元画像を用いた。ファントム画像の画素数は１２８×１２８×６４であった。画像処理方法２，３では、サイノグラム空間の画素数は１２８×１２８×６４×１９であり、サイノグラム空間を２個のブロックに等分割した。

[0070] 画像処理方法２，３で用いた評価関数の誤差評価項を平均二乗誤差（Mean Squared Error、ＭＳＥ）とした。画像処理方法３で用いた評価関数の正則化項において、$\beta = 1 \times 10^{-9}$とし、$\gamma = 2$とした。画像処理方法２，３でＣＮＮに入力される入力画像を３次元のランダムノイズ画像とした。画像処理方法２，３では繰り返し回数を２０００とし、画像処理方法１では繰り返し回数を５０とした。

[0071] 図６は、画像処理方法１で得られた脳の断層画像を示す図である。図７は、画像処理方法２で得られた脳の断層画像を示す図である。図８は、画像処理方法３で得られた脳の断層画像を示す図である。

[0072] 画像処理方法１の断層画像（図６）のＰＳＮＲは１６．５０ｄＢであり、画像処理方法２の断層画像（図７）のＰＳＮＲは１９．０８ｄＢであり、画像処理方法３の断層画像（図８）のＰＳＮＲは１９．４０ｄＢである。ＰＳＮＲ（Peak Signal to Noise Ratio）は、画像の品質をデシベル（ｄＢ）で表したものであり、値が高いほど良好な画質であることを意味する。画像処理方法１，２と比べて、画像処理方法３では、断層画像のＰＳＮＲが高く、埋め込んだ腫瘍が低ノイズで再構成され、白質部分の均一性が優れている。

[0073] このように、計算サイノグラムと実測サイノグラムとの間の誤差の評価結果に基づいてＣＮＮを学習させて被検体の断層画像を作成する際に、ＣＮＮ

からの出力画像における隣接画素間の画素値の差に関する評価値を表す正則化項を含む評価関数を用いてＣＮＮを学習させることで、ＣＮＮ過学習による画質劣化を抑制することができることが確認され、ノイズ低減性能を向上させることができることも確認された。

[0074] 画像処理装置および画像処理方法は、上述した実施形態及び構成例に限定されるものではなく、種々の変形が可能である。

[0075] 上記実施形態による第１態様の画像処理装置は、ＲＩ線源が投与された被検体が置かれる測定空間を囲んで配置された複数の検出器を有する放射線断層撮影装置により収集された同時計数情報に基づいて、被検体の断層画像を作成する画像処理装置であって、（１）放射線断層撮影装置により収集された同時計数情報に基づいてサイノグラムを作成するサイノグラム作成部と、（２）畳み込みニューラルネットワークに入力画像を入力させて畳み込みニューラルネットワークにより出力画像を作成するＣＮＮ処理部と、（３）出力画像を順投影計算してサイノグラムを作成する順投影計算部と、（４）サイノグラム作成部により作成されたサイノグラムと順投影計算部により作成されたサイノグラムとの間の誤差に関する評価値を表す誤差評価項と、出力画像における隣接画素間の画素値の差に関する評価値を表す正則化項と、を含む評価関数を用い、この評価関数の値に基づいて畳み込みニューラルネットワークを学習させるＣＮＮ学習部と、を備え、ＣＮＮ処理部、順投影計算部およびＣＮＮ学習部それぞれの処理を複数回繰り返し行った後の出力画像を被検体の断層画像とする。

[0076] 第２態様の画像処理装置では、第１態様の構成において、サイノグラム作成部は、放射線断層撮影装置により収集された同時計数情報に基づいて、複数のブロックに分割されたサイノグラムを作成し、順投影計算部は、出力画像を順投影計算して、複数のブロックに分割されたサイノグラムを作成し、ＣＮＮ学習部は、複数のブロックそれぞれについての評価関数の値に基づいて畳み込みニューラルネットワークを学習させる構成としてもよい。

[0077] 第３態様の画像処理装置では、第１または第２態様の構成において、断層

画像、入力画像および出力画像それぞれは３次元の画像である構成としてもよい。

[0078] 第４態様の画像処理装置では、第１～第３態様の何れかの構成において、出力画像に対し点像分布関数の畳み込み積分を行う畳み込み積分部を更に備え、順投影計算部は、畳み込み積分部による処理の後の出力画像を順投影計算する構成としてもよい。

[0079] 第５態様の画像処理装置では、第１～第４態様の何れかの構成において、ＣＮＮ学習部は、放射線断層撮影装置による同時計数情報収集が可能なサイノグラム空間中の領域において誤差評価項により誤差を評価する構成としてもよい。

[0080] 第６態様の画像処理装置では、第１～第５態様の何れかの構成において、ＣＮＮ処理部は、被検体の形態情報を表す画像を入力画像として畳み込みニューラルネットワークに入力させる構成としてもよい。

[0081] 第７態様の画像処理装置では、第１～第５態様の何れかの構成において、ＣＮＮ処理部は、被検体のＭＲＩ画像を入力画像として畳み込みニューラルネットワークに入力させる構成としてもよい。

[0082] 第８態様の画像処理装置では、第１～第５態様の何れかの構成において、ＣＮＮ処理部は、被検体のＣＴ画像を入力画像として畳み込みニューラルネットワークに入力させる構成としてもよい。

[0083] 第９態様の画像処理装置では、第１～第５態様の何れかの構成において、ＣＮＮ処理部は、被検体の静的ＰＥＴ画像を入力画像として畳み込みニューラルネットワークに入力させる構成としてもよい。

[0084] 第１０態様の画像処理装置では、第１～第５態様の何れかの構成において、ＣＮＮ処理部は、ランダムノイズ画像を入力画像として畳み込みニューラルネットワークに入力させる構成としてもよい。

[0085] 上記実施形態による放射線断層撮影システムは、ＲＩ線源が投与された被検体が置かれる測定空間を囲んで配置された複数の検出器を有し同時計数情報を収集する放射線断層撮影装置と、放射線断層撮影装置により収集された

同時計数情報に基づいて被検体の断層画像を作成する上記構成の画像処理装置と、を備える。

[0086] 上記実施形態による第１態様の画像処理方法は、ＲＩ線源が投与された被検体が置かれる測定空間を囲んで配置された複数の検出器を有する放射線断層撮影装置により収集された同時計数情報に基づいて、被検体の断層画像を作成する画像処理方法であって、（１）放射線断層撮影装置により収集された同時計数情報に基づいてサイノグラムを作成するサイノグラム作成ステップと、（２）畳み込みニューラルネットワークに入力画像を入力させて畳み込みニューラルネットワークにより出力画像を作成するＣＮＮ処理ステップと、（３）出力画像を順投影計算してサイノグラムを作成する順投影計算ステップと、（４）サイノグラム作成ステップで作成されたサイノグラムと順投影計算ステップで作成されたサイノグラムとの間の誤差に関する評価値を表す誤差評価項と、出力画像における隣接画素間の画素値の差に関する評価値を表す正則化項と、を含む評価関数を用い、この評価関数の値に基づいて畳み込みニューラルネットワークを学習させるＣＮＮ学習ステップと、を備え、ＣＮＮ処理ステップ、順投影計算ステップおよびＣＮＮ学習ステップそれぞれの処理を複数回繰り返し行った後の出力画像を被検体の断層画像とする。

[0087] 第２態様の画像処理方法では、第１態様の構成において、サイノグラム作成ステップにおいて、放射線断層撮影装置により収集された同時計数情報に基づいて、複数のブロックに分割されたサイノグラムを作成し、順投影計算ステップにおいて、出力画像を順投影計算して、複数のブロックに分割されたサイノグラムを作成し、ＣＮＮ学習ステップにおいて、複数のブロックそれぞれについての評価関数の値に基づいて畳み込みニューラルネットワークを学習させる構成としてもよい。

[0088] 第３態様の画像処理方法では、第１または第２態様の構成において、断層画像、入力画像および出力画像それぞれは３次元の画像である構成としてもよい。

[0089] 第４態様の画像処理方法では、第１～第３態様の何れかの構成において、出力画像に対し点像分布関数の畳み込み積分を行う畳み込み積分ステップを更に備え、順投影計算ステップにおいて、畳み込み積分ステップによる処理の後の出力画像を順投影計算する構成としてもよい。

[0090] 第５態様の画像処理方法では、第１～第４態様の何れかの構成において、ＣＮＮ学習ステップにおいて、放射線断層撮影装置による同時計数情報収集が可能なサイノグラム空間中の領域において誤差評価項により誤差を評価する構成としてもよい。

[0091] 第６態様の画像処理方法では、第１～第５態様の何れかの構成において、ＣＮＮ処理ステップにおいて、被検体の形態情報を表す画像を入力画像として畳み込みニューラルネットワークに入力させる構成としてもよい。

[0092] 第７態様の画像処理方法では、第１～第５態様の何れかの構成において、ＣＮＮ処理ステップにおいて、被検体のＭＲＩ画像を入力画像として畳み込みニューラルネットワークに入力させる構成としてもよい。

[0093] 第８態様の画像処理方法では、第１～第５態様の何れかの構成において、ＣＮＮ処理ステップにおいて、被検体のＣＴ画像を入力画像として畳み込みニューラルネットワークに入力させる構成としてもよい。

[0094] 第９態様の画像処理方法では、第１～第５態様の何れかの構成において、ＣＮＮ処理ステップにおいて、被検体の静的ＰＥＴ画像を入力画像として畳み込みニューラルネットワークに入力させる構成としてもよい。

[0095] 第１０態様の画像処理方法では、第１～第５態様の何れかの構成において、ＣＮＮ処理ステップにおいて、ランダムノイズ画像を入力画像として畳み込みニューラルネットワークに入力させる構成としてもよい。

産業上の利用可能性

[0096] 本発明は、計算サイノグラムと実測サイノグラムとの間の誤差の評価結果に基づいてＣＮＮを学習させて被検体の断層画像を作成する際に、ＤＩＰ技術を用いたノイズ低減処理においてＣＮＮ過学習による画質劣化を抑制して、ノイズが低減された断層画像を得ることができる画像処理装置および画像

処理方法として利用可能である。

符号の説明

[0097] １…放射線断層撮影システム、２…放射線断層撮影装置、１０…画像処理装置、１１…サイノグラム作成部、１２…ＣＮＮ処理部、１３…畳み込み積分部、１４…順投影計算部、１５…ＣＮＮ学習部。

請求の範囲

[請求項1] ＲＩ線源が投与された被検体が置かれる測定空間を囲んで配置された複数の検出器を有する放射線断層撮影装置により収集された同時計数情報に基づいて、前記被検体の断層画像を作成する画像処理装置であって、

前記放射線断層撮影装置により収集された同時計数情報に基づいてサイノグラムを作成するサイノグラム作成部と、

畳み込みニューラルネットワークに入力画像を入力させて前記畳み込みニューラルネットワークにより出力画像を作成するＣＮＮ処理部と、

前記出力画像を順投影計算してサイノグラムを作成する順投影計算部と、

前記サイノグラム作成部により作成されたサイノグラムと前記順投影計算部により作成されたサイノグラムとの間の誤差に関する評価値を表す誤差評価項と、前記出力画像における隣接画素間の画素値の差に関する評価値を表す正則化項と、を含む評価関数を用い、この評価関数の値に基づいて前記畳み込みニューラルネットワークを学習させるＣＮＮ学習部と、

を備え、

前記ＣＮＮ処理部、前記順投影計算部および前記ＣＮＮ学習部それぞれの処理を複数回繰り返し行った後の前記出力画像を前記被検体の断層画像とする、

画像処理装置。

[請求項2] 前記サイノグラム作成部は、前記放射線断層撮影装置により収集された同時計数情報に基づいて、複数のブロックに分割されたサイノグラムを作成し、

前記順投影計算部は、前記出力画像を順投影計算して、前記複数のブロックに分割されたサイノグラムを作成し、

前記ＣＮＮ学習部は、前記複数のブロックそれぞれについての前記評価関数の値に基づいて前記畳み込みニューラルネットワークを学習させる、

請求項１に記載の画像処理装置。

[請求項3] 前記断層画像、前記入力画像および前記出力画像それぞれは３次元の画像である、請求項１または２に記載の画像処理装置。

[請求項4] 前記出力画像に対し点像分布関数の畳み込み積分を行う畳み込み積分部を更に備え、

前記順投影計算部は、前記畳み込み積分部による処理の後の出力画像を順投影計算する、請求項１～３の何れか１項に記載の画像処理装置。

[請求項5] 前記ＣＮＮ学習部は、前記放射線断層撮影装置による同時計数情報収集が可能なサイノグラム空間中の領域において前記誤差評価項により前記誤差を評価する、請求項１～４の何れか１項に記載の画像処理装置。

[請求項6] 前記ＣＮＮ処理部は、前記被検体の形態情報を表す画像を前記入力画像として前記畳み込みニューラルネットワークに入力させる、請求項１～５の何れか１項に記載の画像処理装置。

[請求項7] 前記ＣＮＮ処理部は、前記被検体のＭＲＩ画像を前記入力画像として前記畳み込みニューラルネットワークに入力させる、請求項１～５の何れか１項に記載の画像処理装置。

[請求項8] 前記ＣＮＮ処理部は、前記被検体のＣＴ画像を前記入力画像として前記畳み込みニューラルネットワークに入力させる、請求項１～５の何れか１項に記載の画像処理装置。

[請求項9] 前記ＣＮＮ処理部は、前記被検体の静的ＰＥＴ画像を前記入力画像として前記畳み込みニューラルネットワークに入力させる、請求項１～５の何れか１項に記載の画像処理装置。

[請求項10] 前記ＣＮＮ処理部は、ランダムノイズ画像を前記入力画像として前

記畳み込みニューラルネットワークに入力させる、請求項１～５の何れか１項に記載の画像処理装置。

[請求項11] ＲＩ線源が投与された被検体が置かれる測定空間を囲んで配置された複数の検出器を有し同時計数情報を収集する放射線断層撮影装置と、

前記放射線断層撮影装置により収集された同時計数情報に基づいて前記被検体の断層画像を作成する請求項１～１０の何れか１項に記載の画像処理装置と、

を備える、放射線断層撮影システム。

[請求項12] ＲＩ線源が投与された被検体が置かれる測定空間を囲んで配置された複数の検出器を有する放射線断層撮影装置により収集された同時計数情報に基づいて、前記被検体の断層画像を作成する画像処理方法であって、

前記放射線断層撮影装置により収集された同時計数情報に基づいてサイノグラムを作成するサイノグラム作成ステップと、

畳み込みニューラルネットワークに入力画像を入力させて前記畳み込みニューラルネットワークにより出力画像を作成するＣＮＮ処理ステップと、

前記出力画像を順投影計算してサイノグラムを作成する順投影計算ステップと、

前記サイノグラム作成ステップで作成されたサイノグラムと前記順投影計算ステップで作成されたサイノグラムとの間の誤差に関する評価値を表す誤差評価項と、前記出力画像における隣接画素間の画素値の差に関する評価値を表す正則化項と、を含む評価関数を用い、この評価関数の値に基づいて前記畳み込みニューラルネットワークを学習させるＣＮＮ学習ステップと、

を備え、

前記ＣＮＮ処理ステップ、前記順投影計算ステップおよび前記ＣＮ

Ｎ学習ステップそれぞれの処理を複数回繰り返し行った後の前記出力画像を前記被検体の断層画像とする、

画像処理方法。

[請求項13] 前記サイノグラム作成ステップにおいて、前記放射線断層撮影装置により収集された同時計数情報に基づいて、複数のブロックに分割されたサイノグラムを作成し、

前記順投影計算ステップにおいて、前記出力画像を順投影計算して、前記複数のブロックに分割されたサイノグラムを作成し、

前記ＣＮＮ学習ステップにおいて、前記複数のブロックそれぞれについての前記評価関数の値に基づいて前記畳み込みニューラルネットワークを学習させる、

請求項１２に記載の画像処理方法。

[請求項14] 前記断層画像、前記入力画像および前記出力画像それぞれは３次元の画像である、請求項１２または１３に記載の画像処理方法。

[請求項15] 前記出力画像に対し点像分布関数の畳み込み積分を行う畳み込み積分ステップを更に備え、

前記順投影計算ステップにおいて、前記畳み込み積分ステップによる処理の後の出力画像を順投影計算する、請求項１２～１４の何れか１項に記載の画像処理方法。

[請求項16] 前記ＣＮＮ学習ステップにおいて、前記放射線断層撮影装置による同時計数情報収集が可能なサイノグラム空間中の領域において前記誤差評価項により前記誤差を評価する、請求項１２～１５の何れか１項に記載の画像処理方法。

[請求項17] 前記ＣＮＮ処理ステップにおいて、前記被検体の形態情報を表す画像を前記入力画像として前記畳み込みニューラルネットワークに入力させる、請求項１２～１６の何れか１項に記載の画像処理方法。

[請求項18] 前記ＣＮＮ処理ステップにおいて、前記被検体のＭＲＩ画像を前記入力画像として前記畳み込みニューラルネットワークに入力させる、

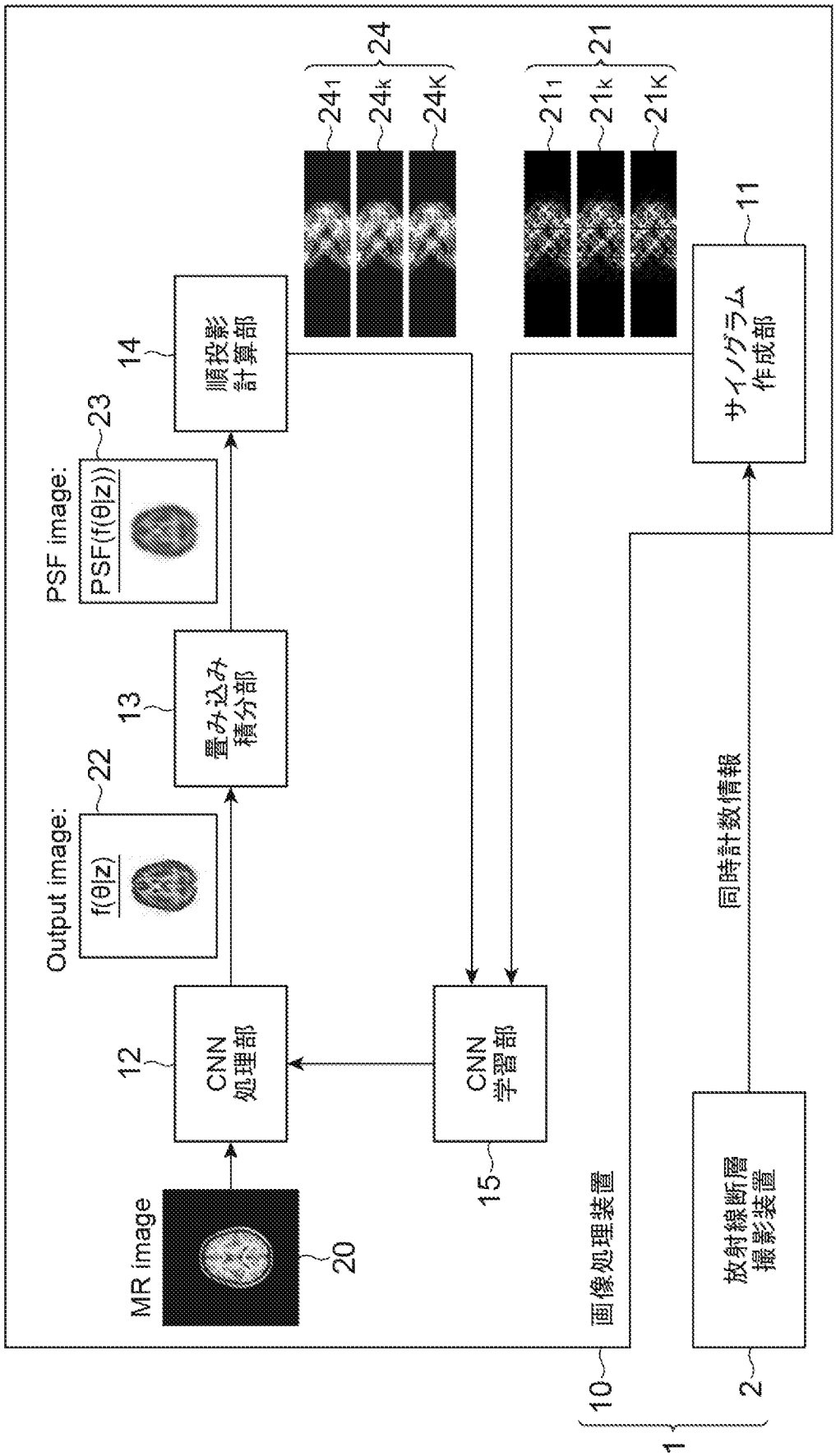
請求項１２～１６の何れか１項に記載の画像処理方法。

[請求項19] 前記ＣＮＮ処理ステップにおいて、前記被検体のＣＴ画像を前記入力画像として前記畳み込みニューラルネットワークに入力させる、請求項１２～１６の何れか１項に記載の画像処理方法。

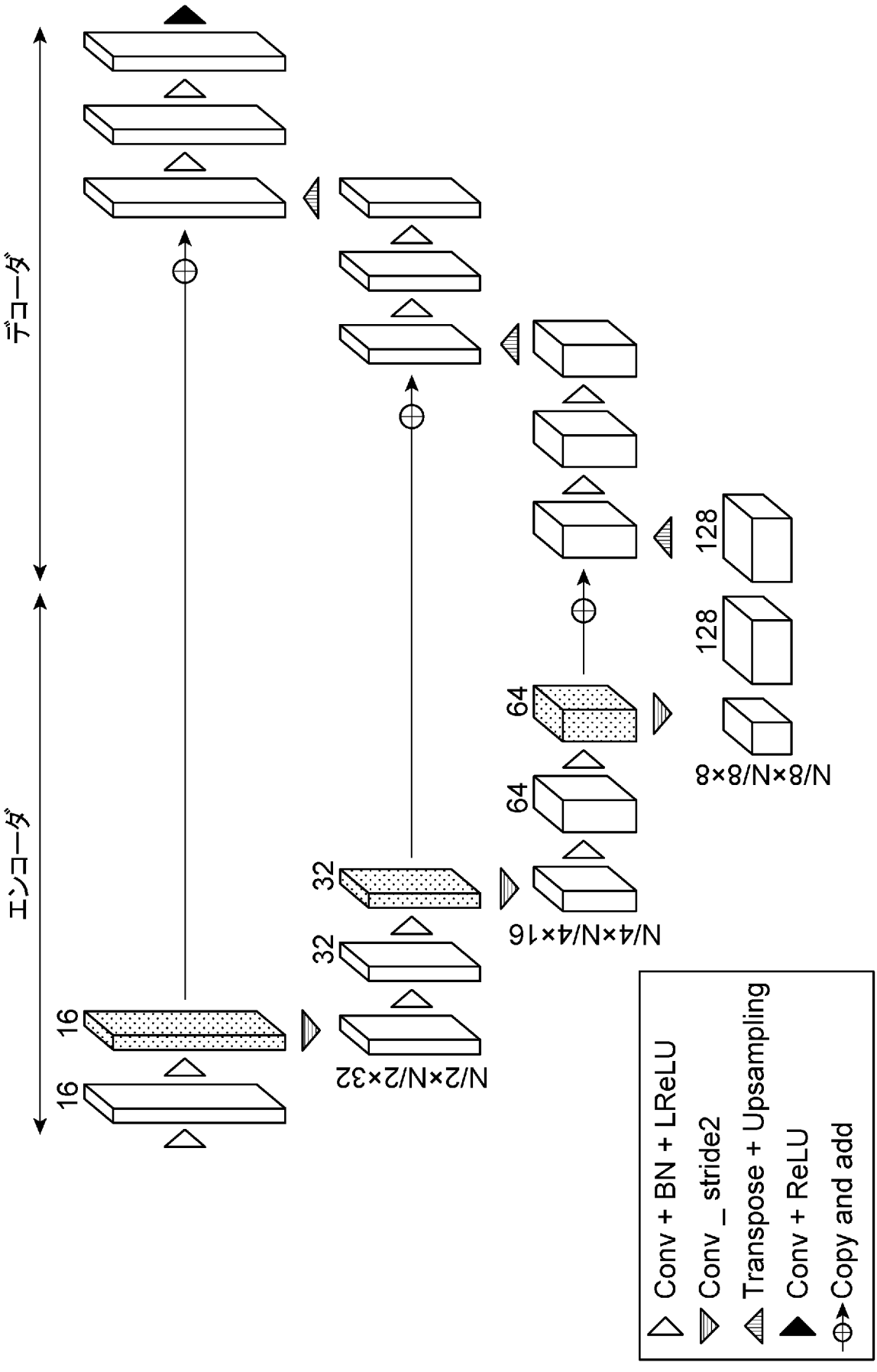
[請求項20] 前記ＣＮＮ処理ステップにおいて、前記被検体の静的ＰＥＴ画像を前記入力画像として前記畳み込みニューラルネットワークに入力させる、請求項１２～１６の何れか１項に記載の画像処理方法。

[請求項21] 前記ＣＮＮ処理ステップにおいて、ランダムノイズ画像を前記入力画像として前記畳み込みニューラルネットワークに入力させる、請求項１２～１６の何れか１項に記載の画像処理方法。

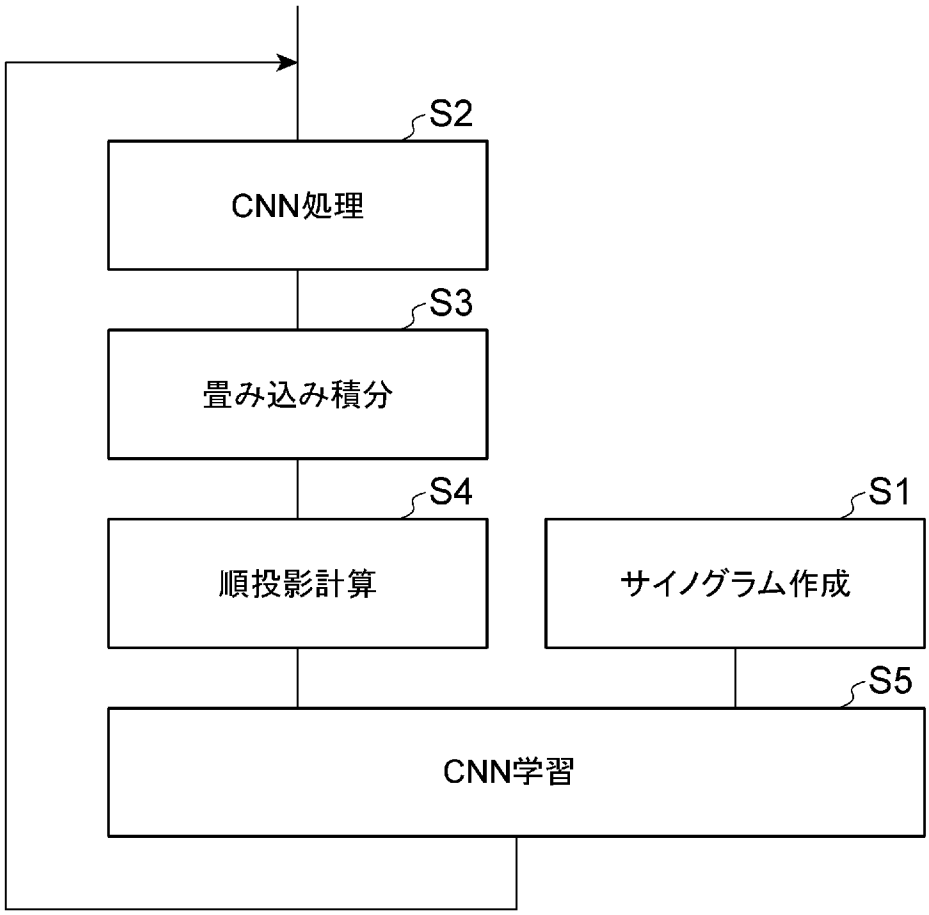
[図1]


MR image
20
CNN 処理部
12
CNN 学習部
15
Output image:
f(θ|z)
22
PSF image:
PSF(f(θ|z))
23
畳み込み積分部
13
順投影計算部
14
241
24k
24K
24
211
21k
21K
21
サイノグラム作成部
11
同時計数情報
画像処理装置
10
放射線断層撮影装置
2
1

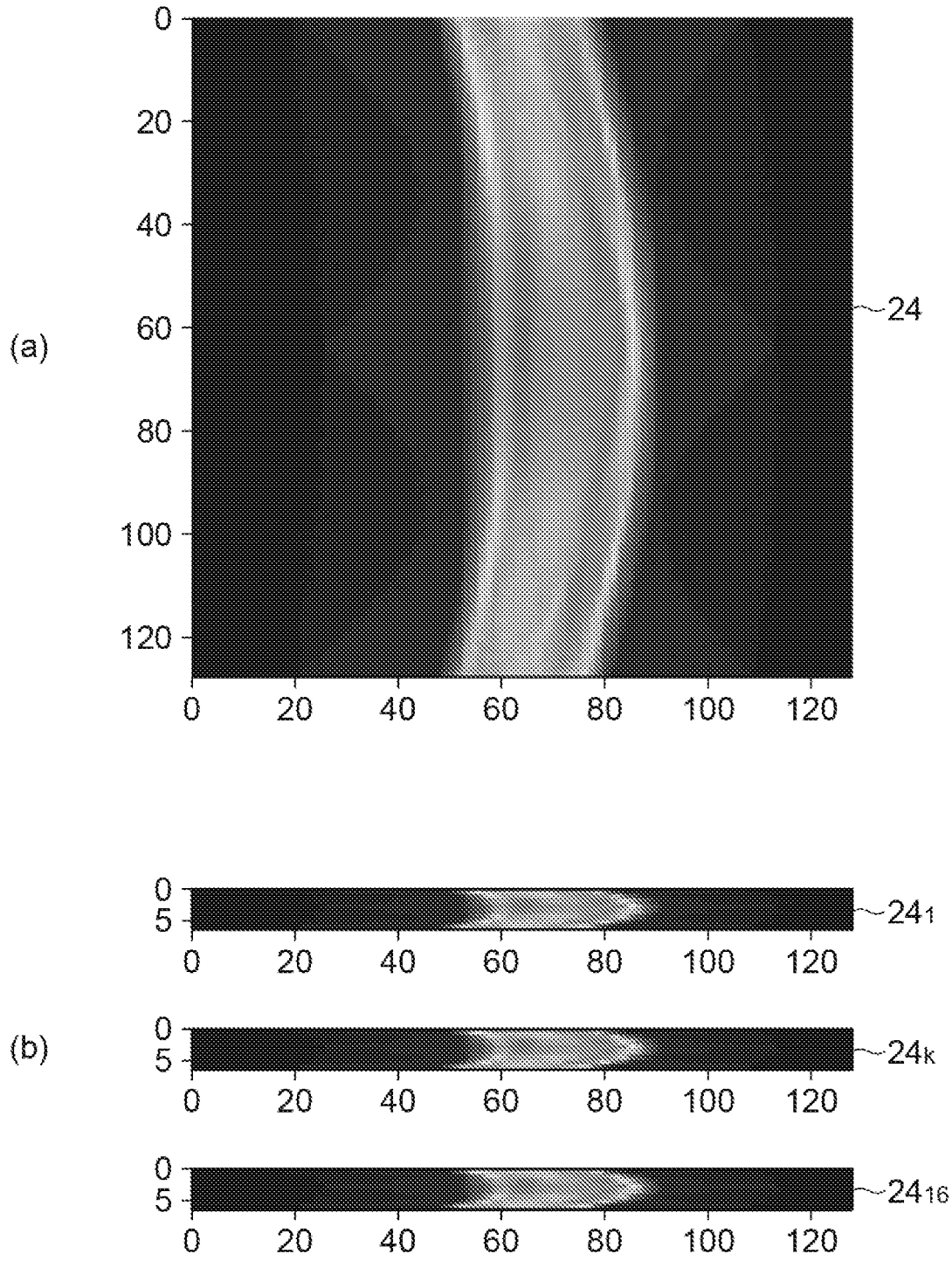
[図2]


エンコーダ
デコーダ
16
16
N/2×N/2×32
32
32
N/4×N/4×16
64
64
N/8×N/8×8
128
128
Conv + BN + LReLU
Conv _ stride2
Transpose + Upsampling
Conv + ReLU
Copy and add

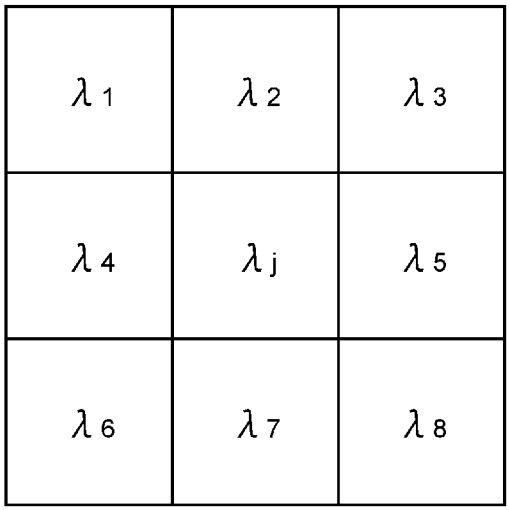
[図3]



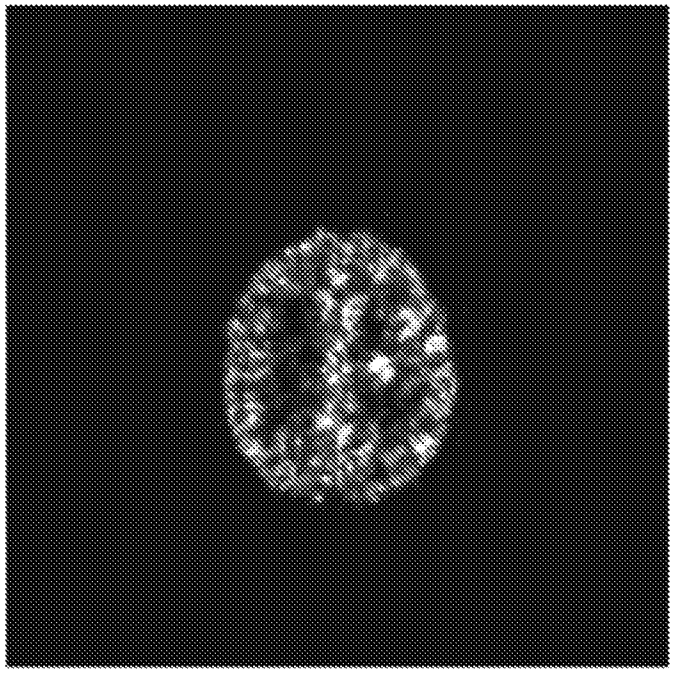
[図4]



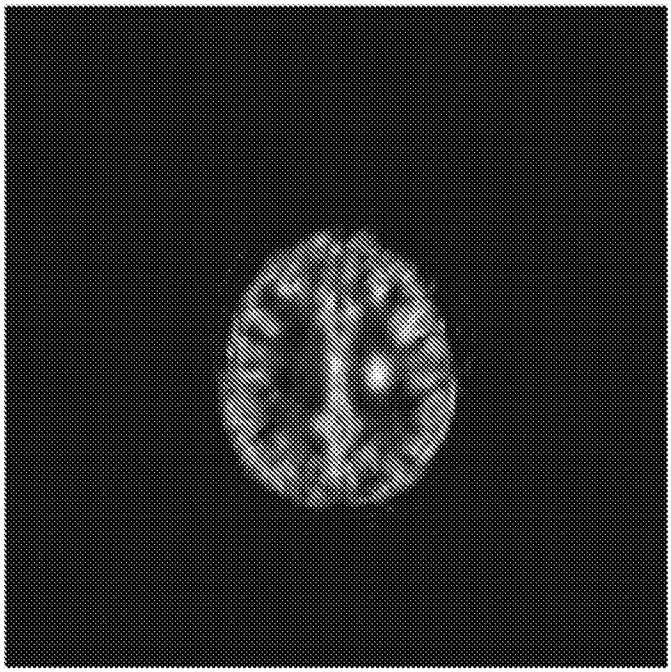
[図5]



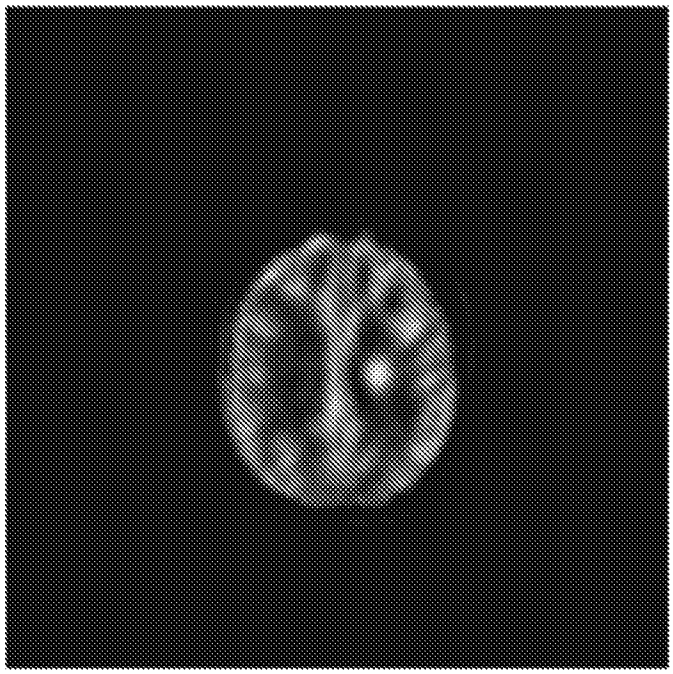
[図6]



[図7]



[図8]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.
PCT/JP2023/035961

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G01T 1/161(2006.01)i; ***A61B 6/03***(2006.01)i
FI: G01T1/161 C; A61B6/03 360G; A61B6/03 360T; A61B6/03 377; G01T1/161 A

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G01T1/161; A61B6/03

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Published examined utility model applications of Japan 1922-1996
Published unexamined utility model applications of Japan 1971-2023
Registered utility model specifications of Japan 1996-2023
Published registered utility model applications of Japan 1994-2023

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

JSTPlus/JMEDPlus/JST7580 (JDreamIII)

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	HASHIMOTO, Fumio et al. PET Image Reconstruction Incorporating Deep Image Prior and a Forward Projection Model. IEEE Transactions on Radiation and Plasma Medical Sciences. 22 March 2022, vol. 6, no. 8, pp. 841-846, [online], [retrieved on: 15 November 2023], <DOI: 10.1109/TRPMS.2022.3161569> II. METHODOLOGY section, fig. 1	1-21
A	JP 2020-168352 A (CANON MEDICAL SYSTEMS CORP.) 15 October 2020 (2020-10-15) paragraphs [0027]-[0039]	1-21
A	US 2016/0350944 A1 (GENERAL ELECTRIC CO.) 01 December 2016 (2016-12-01) paragraphs [0028]-[0073]	1-21
A	CN 111915629 A (TIANJIN UNIVERSITY) 10 November 2020 (2020-11-10) paragraphs [0054]-[0101]	1-21
A	US 2016/0260230 A1 (PURDUE RESEARCH FOUNDATION) 08 September 2016 (2016-09-08) entire text, all drawings	1-21

☑ Further documents are listed in the continuation of Box C. ☑ See patent family annex.

* Special categories of cited documents:
"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance
"E" earlier application or patent but published on or after the international filing date
"L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)
"O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means
"P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed
"T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention
"X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone
"Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art
"&" document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search	Date of mailing of the international search report
20 November 2023	**05 December 2023**
Name and mailing address of the ISA/JP **Japan Patent Office (ISA/JP)** **3-4-3 Kasumigaseki, Chiyoda-ku, Tokyo 100-8915** **Japan**	Authorized officer Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.
PCT/JP2023/035961

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	工藤博幸. 低被曝CTにおける画像再構成法 —統計的画像再構成,逐次近似画像再構成,圧縮センシングの基礎—. Medical Imaging Technology. 2014, vol. 32, no. 4, pp. 239-248, [online], [retrieved on 15 November 2023], <DOI: 10.11409/mit.32.239>, (KUDO, Hiroyuki. Image Reconstruction Methods in Low-Dose CT: Fundamentals of Statistical Image Reconstruction, Iterative Image Reconstruction, and Compressed Sensing.) entire text, all drawings	1-21
A	NUYTS, J. et al. A concave prior penalizing relative differences for maximum-a-posteriori reconstruction in emission tomography. IEEE Transactions on Nuclear Science. 2002, vol. 49, no. 1, pp. 56-60, [online], [retrieved on 15 November 2023], <DOI: 10.1109/TNS.2002.998681> entire text, all drawings	1-21
A	奥村直裕,et al. TV正則化と辞書学習を用いたOS-EM法におけるPET画像再構成. Medical Imaging Technology. 2019, vol. 37, no. 5, pp. 217-229, [online], [retrieved on 21 November 2023], <DOI: 10.11409/mit.37.217>, (OKUMURA, Naohiro, SHOUNO, Hayaru. Ordered Subsets EM algorithm for PET Image Reconstruction by use of Dictionary Learning and TV Regularization.) entire text, all drawings	1-21
P, A	JP 2022-159648 A (HAMAMATSU PHOTONICS KK) 18 October 2022 (2022-10-18) entire text, all drawings	1-21

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.
PCT/JP2023/035961

Patent document cited in search report	Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
JP 2020-168352 A	15 October 2020	US 2020/0311878 A1 paragraphs [0041]-[0049]	
US 2016/0350944 A1	01 December 2016	(Family: none)	
CN 111915629 A	10 November 2020	(Family: none)	
US 2016/0260230 A1	08 September 2016	(Family: none)	
JP 2022-159648 A	18 October 2022	(Family: none)	

国際調査報告

国際出願番号
PCT/JP2023/035961

A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（ＩＰＣ））

G01T 1/161(2006.01)i; A61B 6/03(2006.01)i
FI: G01T1/161 C; A61B6/03 360G; A61B6/03 360T; A61B6/03 377; G01T1/161 A

B. 調査を行った分野

調査を行った最小限資料（国際特許分類（ＩＰＣ））

G01T1/161; A61B6/03

最小限資料以外の資料で調査を行った分野に含まれるもの

日本国実用新案公報	１９２２－１９９６年
日本国公開実用新案公報	１９７１－２０２３年
日本国実用新案登録公報	１９９６－２０２３年
日本国登録実用新案公報	１９９４－２０２３年

国際調査で使用した電子データベース（データベースの名称、調査に使用した用語）

JSTPlus/JMEDPlus/JST7580 (JDreamIII)

C. 関連すると認められる文献

引用文献のカテゴリー*	引用文献名　及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示	関連する請求項の番号
A	HASHIMOTO, Fumio et al., PET Image Reconstruction Incorporating Deep Image Prior and a Forward Projection Model, IEEE Transactions on Radiation and Plasma Medical Sciences, 2022.03.22, Vol. 6, No.8, p.841 -846, [online], [検索日:2023.11.15], <DOI: 10.1109/TRPMS.2022.3161569>　II. METHODOLOGY セクション、図１等	1-21
A	JP 2020-168352 A (キヤノンメディカルシステムズ株式会社) 15.10.2020 (2020-10-15)　段落００２７－００３９	1-21
A	US 2016/0350944 A1 (GENERAL ELECTRIC COMPANY) 01.12.2016 (2016-12-01)　段落００２８－００７３	1-21
A	CN 111915629 A (TIANJIN UNIVERSITY) 10.11.2020 (2020-11-10)　段落００５４－０１０１	1-21
A	US 2016/0260230 A1 (PURDUE RESEARCH FOUNDATION) 08.09.2016 (2016-09-08)　全文全図	1-21

☑ Ｃ欄の続きにも文献が列挙されている。

☑ パテントファミリーに関する別紙を参照。

* 引用文献のカテゴリー
“A” 特に関連のある文献ではなく、一般的技術水準を示すもの
“E” 国際出願日前の出願または特許であるが、国際出願日以後に公表されたもの
“L” 優先権主張に疑義を提起する文献又は他の文献の発行日若しくは他の特別な理由を確立するために引用する文献（理由を付す）
“O” 口頭による開示、使用、展示等に言及する文献
“P” 国際出願日前で、かつ優先権の主張の基礎となる出願の日の後に公表された文献
“T” 国際出願日又は優先日後に公表された文献であって出願と抵触するものではなく、発明の原理又は理論の理解のために引用するもの
“X” 特に関連のある文献であって、当該文献のみで発明の新規性又は進歩性がないと考えられるもの
“Y” 特に関連のある文献であって、当該文献と他の１以上の文献との、当業者にとって自明である組合せによって進歩性がないと考えられるもの
“&” 同一パテントファミリー文献

国際調査を完了した日	国際調査報告の発送日
20.11.2023	05.12.2023

名称及びあて先
日本国特許庁(ISA/JP)
〒100-8915
日本国
東京都千代田区霞が関三丁目４番３号

権限のある職員（特許庁審査官）
佐野　浩樹 2U 4071

電話番号 03-3581-1101 内線 3292

C.　関連すると認められる文献

引用文献のカテゴリー*	引用文献名　及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示	関連する請求項の番号
A	工藤　博幸, 低被曝CTにおける画像再構成法 ―統計的画像再構成, 逐次近似画像再構成, 圧縮センシングの基礎―, Medical Imaging Technology, 2014, Vol. 32, No.4, p.239-248, [online], [検索日:2023.11.15], <DOI: 10.11409/mit.32.239>　全文全図	1-21
A	NUYTS, J. et al., A concave prior penalizing relative differences for maximum-a-posteriori reconstruction in emission tomography, IEEE Transactions on Nuclear Science, 2002, Vol. 49, No. 1, p. 56-60, [online], [検索日: 2023.11.15], <DOI: 10.1109/TNS.2002.998681>　全文全図	1-21
A	奥村　直裕, et al., TV正則化と辞書学習を用いたOS-EM法におけるPET画像再構成, Medical Imaging Technology, 2019, Vol. 37, No. 5, p. 217-229, [online], [検索日:2023.11.21], <DOI: 10.11409/mit.37.217>　全文全図	1-21
P, A	JP 2022-159648 A (浜松ホトニクス株式会社) 18.10.2022 (2022-10-18)　全文全図	1-21

国際調査報告
パテントファミリーに関する情報

国際出願番号
PCT/JP2023/035961

引用文献	公表日	パテントファミリー文献	公表日
JP 2020-168352 A	15.10.2020	US 2020/0311878 A1 段落００４１－００４９	
US 2016/0350944 A1	01.12.2016	（ファミリーなし）	
CN 111915629 A	10.11.2020	（ファミリーなし）	
US 2016/0260230 A1	08.09.2016	（ファミリーなし）	
JP 2022-159648 A	18.10.2022	（ファミリーなし）	