

(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
2017年1月12日(12.01.2017)



(10) 国際公開番号
WO 2017/006764 A1

- (51) 国際特許分類:
A61B 6/03 (2006.01)
- (21) 国際出願番号: PCT/JP2016/068470
- (22) 国際出願日: 2016年6月22日(22.06.2016)
- (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 2015-137260 2015年7月8日(08.07.2015) JP
- (71) 出願人: 株式会社日立製作所 (HITACHI, LTD.)
[JP/JP]; 〒1008280 東京都千代田区丸の内一丁目
6番6号 Tokyo (JP).
- (72) 発明者: 高橋 悠 (TAKAHASHI, Hisashi); 〒
1010021 東京都千代田区外神田四丁目14番1
号 株式会社日立メディコ内 Tokyo (JP). 後藤
大雅 (GOTO, Taiga); 〒1010021 東京都千代田区外
神田四丁目14番1号 株式会社日立メディコ
内 Tokyo (JP). 廣川 浩一 (HIROKAWA, Koichi); 〒
1010021 東京都千代田区外神田四丁目14番1
号 株式会社日立メディコ内 Tokyo (JP).
- (74) 代理人: 田村 尚隆 (TAMURA, Naotaka); 〒
2770804 千葉県柏市新十番二2-1 株式会社

日立製作所 ヘルスケアビジネスユニット 経
営戦略室 知的財産部内 Chiba (JP).

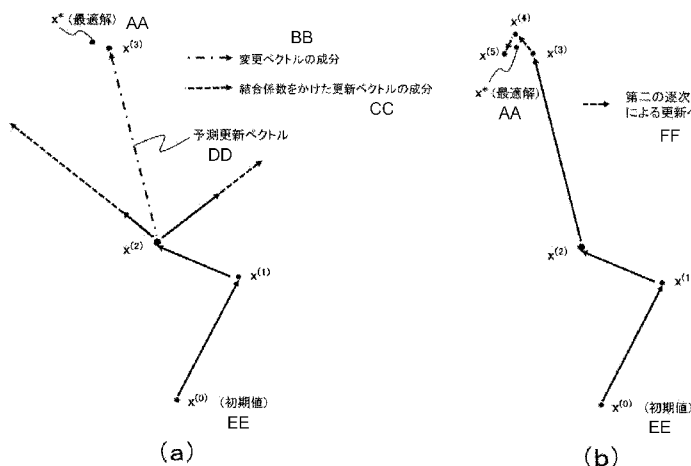
- (81) 指定国 (表示のない限り、全ての種類の国内保
護が可能): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA,
BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN,
CO, CR, CU, CZ, DE, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES,
FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN,
IR, IS, JP, KE, KG, KN, KP, KR, KZ, LA, LC, LK, LR,
LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, 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, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA,
UG, US, UZ, VC, VN, 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, GH, GM, KE, LR, LS, MW,
MZ, NA, RW, 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,
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))

(54) Title: IMAGE COMPUTING DEVICE, IMAGE COMPUTING METHOD, AND TOMOGRAPH

(54) 発明の名称: 画像演算装置、画像演算方法、および、断層画像撮影装置



AA Optimum solution
BB Component of change vector
CC Component of update vector multiplied by coupling coefficient
DD Prediction update vector
EE Initial value
FF Update vector obtained by second successive approximation

(57) Abstract: In the present invention, in order to generate a reconstructed image with a small number of updates employing a method of successive approximation, a given tomogram of a subject is received as an initial image, and a process of updating the tomogram by the method of successive approximation to obtain an updated image is repeated two or more times; a prediction update vector is generated by multiplying an update vector corresponding to a difference between the updated images generated by two of the updating processes by a predetermined coefficient, and this prediction update vector is used to generate a prediction updated image; and with the prediction updated image as a new initial image, a process of updating the prediction updated image by successive approximation to obtain an updated image is repeated to generate a tomogram of the subject.

(57) 要約: 逐次近似法を用いながら、少ない更新回数で再構成画像を生成するために、被検体の所定の断層画像を受け取って、断層画像を初期画像として逐次近似法により更新処理して更新画像を得る処理を2回以上繰り返し、生成した2回の更新処理の更新画像の差に相当する更新ベクトルを所定の係数倍した予測更新ベクトルを生成し、これを用いて予測更新画像を生成し、予測更新画像を新たな初期画像として、逐次近似法により更新処理

して更新画像を得る処理を繰り返すことにより被検体の断層画像を生成する。

WO 2017/006764 A1

明 細 書

発明の名称：

画像演算装置、画像演算方法、および、断層画像撮影装置

技術分野

[0001] 本発明は、CT(Computed Tomography)装置や磁気共鳴イメージング(以下、MRIと呼ぶ)装置等の画像演算装置における画質改善技術に関し、特に、高速な逐次近似法を提供するための画像演算装置に関する。

背景技術

[0002] 人体を非侵襲的に画像化する医療用の断層画像撮像装置として、CT装置やMRI装置が広く利用されている。撮像の高精度化および診断可能な症例の拡大を目指し、CT装置やMRI装置等の断層画像撮像装置の要素技術の研究開発が行われている。CT装置やMRI装置等の画像の再構成方法には、大別して、解析的再構成法と代数的再構成法とがあることが知られている。解析的再構成法は、例えばフーリエ変換法やフィルタ補正逆投影法や重畳積分法である。一方、代数的再構成法は、例えば逐次近似再構成法である。

[0003] 近年、画質改善を目的として、逐次近似法を画像再構成アルゴリズムに適用する方法が盛んに提案されている。例えば、特許文献1の段落0005、0014～0019には、逐次近似法(反復法)として、測定したサイノグラムと再構成画像の順投影との間の類似性を強制するデータフィデリティ項と、信号についての事前知識(例えば、鋭いエッジを有する滑らかな曲面)を強制する正則化項とを含む目的関数(評価関数)を用いる方法が開示されている。

先行技術文献

特許文献

[0004] 特許文献1：特開2007－244871号公報

非特許文献

[0005] 非特許文献1：S. Ahn et. al., “Globally Convergent Image Reconstruction for Emission Tomography Using Relaxed Ordered Subsets Algorithms,

” IEEE. Trans. Med. Imag., vol.22, no.5, pp.613-626, 2003

非特許文献2: A. Beck et. al., “A Fast Iterative Shrinkage-Thresholding Algorithm for Linear Inverse Problems,” SIAM J. Imaging Sci., vol.2, no.1, pp.183-202, 2009

非特許文献3: D. Kim et. al., “Combining Ordered Subsets and Momentum for Accelerated X-ray CT Image Reconstruction,” IEEE. Trans. Med. Imag., vol.34, no.1, pp.167-178, 2015

非特許文献4: H. Nien et. al., “Fast X-ray CT Image Reconstruction Using the Linearized Augmented Lagrangian Method with Ordered Subsets,” Technical report, [online], 18 Feb 2014, arXiv e-print, [平成27年7月8日検索], インターネット<URL:<http://arxiv.org/abs/1402.4381>>

非特許文献5: T. Goldstein et. al., “The split Bregman method for L1-regularized problem,” SIAM J. Imaging Sci., vol.2, no.2, pp.323-343, 2009

非特許文献6: S. Ramani et. al., “A Splitting-Based Iterative Algorithm for Accelerated Statistical X-Ray CT Reconstruction,” IEEE. Trans. Med. Imag., vol.31, no.3, pp.677-688, 2012

非特許文献7: H. Nien et. al., “Fast Splitting-Based Ordered-Subsets X-Ray CT Image Reconstruction,” Proc of The third international conference on image formation in X-ray computed tomography, pp.291-294, 2014

発明の概要

発明が解決しようとする課題

- [0006] 従来の逐次近似法を用いた画像再構成アルゴリズムは、多数回反復(更新)しなければ、目的関数(評価関数)が収束せず、例えば数十回(場合によっては数百回)を超える回数の反復(更新)が必要であった。そのため、一般的なCT装置やMRI装置等の断層撮像装置の演算装置で、逐次近似法を用いた場合、実用的な計算時間で再構成画像を生成することが困難であるという問題があった

。

[0007] 本発明の目的は、逐次近似法を用いながら、少ない更新回数で再構成画像を生成することにある。

課題を解決するための手段

[0008] 上記目的を達成するために、本発明の画像演算装置は、被検体の所定の断層画像を受け取って、断層画像を初期画像として逐次近似法により更新処理して更新画像を得る処理を2回以上繰り返す第一逐次近似処理部と、第一逐次近似処理部の生成した2回の更新処理の更新画像の差に相当する更新ベクトルを所定の係数倍した予測更新ベクトルを生成し、これを用いて予測更新画像を生成する予測更新画像生成部と、予測更新画像を新たな初期画像として、逐次近似法により更新処理して更新画像を得る処理を繰り返すことにより被検体の断層画像を生成する第二逐次近似処理部とを有する。

発明の効果

[0009] 本発明によれば、逐次近似法を用いた画像再構成アルゴリズムの収束に要する更新回数を削減し、少ない計算時間で再構成画像を生成できる。

図面の簡単な説明

[0010] [図1]実施形態1のCT装置の外観を示す説明図

[図2]実施形態1のCT装置の構成を示すブロック図

[図3]実施形態1のCT装置の高速演算装置の動作を示すフローチャート

[図4]実施形態1のCT装置の高速演算装置の動作を示すフローチャート

[図5](a)実施形態1の第一逐次近似処理により求めた画像(画像ベクトル)と、その更新ベクトルを示す説明図、(b)更新ベクトルをベクトル成分に分解することを示す説明図

[図6](a)更新ベクトルを係数倍して予測更新ベクトルを求めることを示す説明図、(b)予測更新ベクトルを用いて求めた画像(画像ベクトル)から第二逐次近似処理により求めた画像(画像ベクトル)と、その更新ベクトルを示す説明図

[図7]比較例の逐次近似処理により求めた画像(画像ベクトル)と、その更新ベ

クトルを示す説明図

[図8]実施形態1のサブセットを用いる場合の第一逐次近似処理の動作を示すフローチャート

[図9]実施形態1のサブセットを用いる場合の第二逐次近似処理の動作を示すフローチャート

[図10]実施形態5のCT装置の高速演算装置の動作を示すフローチャート

[図11]実施形態5のCT装置の高速演算装置の動作を示すフローチャート

発明を実施するための形態

[0011] 以下に、添付の図を用い、本発明の実施の形態の例について詳説する。また、実施形態を説明するための全図において、同一機能を有するものは同一符号を付け、その繰り返しの説明は省略する。

[0012] <<実施形態1>>

図1に、本実施形態に係るCT装置の外観図を、図2に、CT装置の全体構成を示す。

図1のように、CT装置は、撮影用に用いるスキャナ101、被検体をのせて移動するための寝台102、マウスやキーボードなどで構成され寝台移動速度情報や再構成位置など計測や再構成に用いるパラメータの入力を操作者から受け付ける入力装置103、スキャナ101が出力する計測データを処理する演算装置104、及び、再構成画像を表示する表示装置105を備えている。

[0013] 図2のように、スキャナ101は、X線発生装置111、高電圧発生装置112、X線制御装置113、データ収集系129、スキャナ制御装置115および中央制御装置126を含む。高電圧発生装置112は、X線制御装置113の制御下で所定の電流及び高電圧を発生し、X線発生装置111に供給する。これにより、X線発生装置111は、X線を発生する。

[0014] X線発生装置111と検出器121は、中央に被検体117を挿入するための開口を備えた円盤114に搭載されている。円盤114には、円盤114を回転駆動する駆動装置116が備えられている。また、円盤114には、X線発生装置111が発生したX線が透過する位置に、Bow-tieフィルタ118とコリメータ119も搭載されてい

る。

[0015] コリメータ119には、コリメータ制御装置120が接続されている。スキャナ制御装置115は、駆動装置116およびコリメータ制御装置120に接続され、円盤114の回転および停止、ならびに、コリメータ119の開口を制御する。

[0016] 検出器121には、プリアンプ122とA/Dコンバータ123が順に接続されている。プリアンプ122は、検出器121の出力を増幅し、A/Dコンバータ123は、デジタル信号に変換し、演算装置104に受け渡す。プリアンプ122およびA/Dコンバータ123も円盤114に搭載されている。検出器121、プリアンプおよびA/Dコンバータ123は、データ収集系129を構成している。

[0017] 寝台102は、円盤114に対して寝台102を移動させる寝台駆動部を内蔵している。寝台駆動部には、その駆動量を制御する寝台制御装置124と、寝台移動計測装置125が接続されている。

[0018] 表示装置105と入力装置103は、入出力装置107を構成している。入出力装置107には、記憶装置108も配置されている。一方、演算装置104は、補正処理装置131と、再構成演算装置132と、画像処理装置133と、高速演算装置134とを備えている。入出力装置107と演算装置104は、操作ユニット106を構成している。

[0019] 各部の動作を説明する。操作者が、操作ユニット106における入力装置103から撮影条件(寝台移動速度、管電流、管電圧、スライス位置など)や再構成パラメータ(関心領域、再構成画像サイズ、逆投影位相幅、再構成フィルタ関数、体軸方向の画像厚さなど)を入力すると、その指示に基づいて、中央制御装置126は、撮影に必要な制御信号を、X線制御装置113、寝台制御装置124、スキャナ制御装置115に出力する。

[0020] これにより、操作者が入力装置103を操作して、撮影スタート信号が出力したならば、撮影が開始される。撮影が開始されるとX線制御装置113により高電圧発生装置112に制御信号が送られ、高電圧がX線発生装置111に印加され、X線発生装置111からX線が被検体117へ照射される。同時に、スキャナ制御装置115から駆動装置116に制御信号が送られ、円盤114を回転させる。これによ

り、X線発生装置111、検出器121、プリアンプ122等が被検体の周りを周回する。一方、寝台制御装置124の制御により、被検体117を乗せた寝台102は、体軸方向に平行移動したり、静止したりする。

[0021] X線発生装置111から照射されたX線は、Bow-tieフィルタ118によってX線ビームの形状を整形された後、コリメータ119によって照射領域を制限され、被検体117に照射される。X線は、被検体117内の各組織で吸収(減衰)され、被検体117を通過し、回転方向について定められたサンプリング間隔において検出器121で検出される。この回転方向のデータ収集単位をビューと呼ぶ。なお、検出器121は、検出素子を2次元に配置した構成であり、回転方向の素子の並びをチャンネル、それに直交する方向を列と呼び、収集するデータはビュー、チャンネルおよび列によって識別される。

[0022] 検出器121の各々の検出素子で検出されたX線は、電流に変換され、プリアンプ122で増幅され、A/Dコンバータ123でデジタル信号に変換されて演算装置104に出力される。

[0023] 演算装置104の補正処理装置131は、A/Dコンバータ123からのデジタル信号について、検出素子の暗電流による出力のオフセットを補正するオフセット補正処理、エアー補正処理、リファレンス補正処理、対数変換処理、ビームハードニング効果を抑制するためのファントム補正処理等を行う。補正後のデータは、実測投影データとして入出力装置107内の記憶装置108に保存される。

[0024] 再構成演算装置132は、実測投影データを画像再構成処理する。再構成演算装置132は、画像再構成処理を、一般的に短時間で演算が完了する解析的再構成法(例えば、フーリエ変換法やフィルタ補正逆投影法や重畳積分法等)に基づき実行する。再構成画像は、入出力装置107内の記憶装置108に保存され、表示装置105にCT画像として表示される。さらに、表示されたCT画像に対して表示断面の変更処理等を操作者が、入力装置103を介して指示した場合には、画像処理装置133が、指示された処理を実行する。

[0025] 高速演算装置134は、再構成演算装置132が解析的再構成法に基づいて生成

した再構成画像を、代数的再構成法である逐次近似法によりさらに処理し、精度の高い画像を生成する。

[0026] 具体的には、高速演算装置134は、CPU (Central Processing Unit) とメモリ(いずれも不図示)を内蔵し、メモリに予め格納されたプログラムをCPUが読み込んで実行することにより、図3および図4のフローのように動作して逐次近似法により画像を生成する。あるいは、CPUの代わりにGPU (Graphics Processing Unit) チップを用いる構成や、FPGA (Field-Programmable Gate Array)やASIC (Application Specific Integrated Circuit) 等の集積回路(ハードウェア)が逐次近似法の演算を担う構成であっても良い。

[0027] まず、高速演算装置134の動作の概要を、図3、図4のフローと、図5および図6の概念図を用いて説明する。

[0028] 高速演算装置134は、再構成演算装置132が生成した再構成画像を初期画像 $x^{(0)}$ として、逐次近似法により画像の更新(反復)演算を所定回数 $N(N \geq 2$ 、例えば $N=3$)行って、更新後の画像 $x^{(1)} \sim x^{(N)}$ (例えば $x^{(1)}$ 、 $x^{(2)}$ 、 $x^{(3)}$)を得る(ステップ301～306、図5(a)参照)。これを第一逐次近似処理と呼ぶ。

[0029] 第一逐次近似処理では、更新(反復)演算に用いる更新式として、データフィデリティ項と、正則化項とが両方含まれるものを用いる。データフィデリティ項は、データ収集系129が収集した実測投影データと、再構成画像を順投影した順投影データとの間の類似性を評価する項である。正則化項は、生成される画像についての事前知識に基づいて再構成画像を評価する項であり、ここでは画素値の空間的な変化が少ない平坦な画像であることを強制するように作用する。

[0030] つぎに、高速演算装置134は、得られた2枚の更新後の画像 $x^{(N)}$ と $x^{(N-1)}$ (例えば $x^{(3)}$ と $x^{(2)}$)の間の差分ベクトルに相当する更新ベクトル $x_{\phi}(N-1, N)$ を、所定の係数倍した予測更新ベクトルを生成し、これを用いて予測更新画像を生成する。具体的には、更新ベクトル $x_{\phi}(N-1, N)$ のうち、データフィデリティ項由来のベクトル成分 $x_g(N-1, N)$ と、正則化項由来のベクトル成分 $x_f(N-1, N)$ を算出し、それぞれのベクトル成分に予め求めておいた所定の係数(結合係数) a_g 、 a_f を

かけて加算することにより、予測更新ベクトルを求め、これを用いて予測更新画像 $x_{\phi}^{(N)}$ を生成する(ステップ307~309、図5(b)および図6(a)参照)。これにより、複数回の更新演算を行った後の画像に近似した予測更新画像 $x_{\phi}^{(N)}$ を、1回の演算で得ることができる。

[0031] つぎに、高速演算装置134は、算出した予測更新画像 $x_{\phi}^{(N)}$ を初期画像として、所定回数だけ逐次近似法により画像の更新(反復)演算を行って更新後の画像 $x^{(P)}$ (被検体の断層画像)を得る。(ステップ310~315、図6(b))。これを第二逐次近似処理と呼ぶ。更新後の画像 $x^{(N)}$ を表示等する(ステップ316)。

[0032] 本実施形態では、更新ベクトルを、結合係数倍して予測更新ベクトルを求め、これを用いて予測更新画像を演算により求めることにより、複数回の更新演算を省略することができる。特に、データフィデリティ項由来のベクトル成分 $x_g(N-1, N)$ と、正則化項由来のベクトル成分 $x_f(N-1, N)$ を算出して、これらをそれぞれ結合係数倍することにより、比較例として図7に示した逐次近似処理のみを行う場合と比較して、図6(b)のように少ない更新演算回数で最適解 x^* に収束(または漸近)することができる。よって、逐次近似法を用いた精度の高い画像を、高速で生成することが可能になる。

[0033] 以下、図3、図4のフローを詳しく説明する。

[0034] ステップ301において、高速演算装置134は、再構成演算装置132が生成した再構成画像を記憶装置108から読み込み、初期画像 $x^{(0)}$ とする。そして、初期画像 $x^{(0)}$ に予め定めた更新式を適用し、更新後の画像 $x^{(1)}$ を生成する(ステップ302、303)。更新式として、データフィデリティ項と、正則化項とが両方含まれるものを用いる。より具体的には、ここでは下記(A)および(B)の条件を満たす更新式を用いる。

[0035] (A) データフィデリティ項と正則化項を評価関数に含む

(B) 画像の更新に際し、(A)の両者を同時に(同じタイミングで)用いる

一例として、本実施形態では、非特許文献1に記載されている更新式を用いる。

[0036] 具体的な更新式は、式(1)により与えられる。ただし、 $x^{(n)}$ は、 n 回更新後の

画像であり、 $x^{(n-1)}$ は、 $n-1$ 回目の更新画像である。以下、 $x^{(n)}$ を画像ベクトルとも呼ぶ。画像ベクトルの始点は、全画素の値が0となる点である(図5、6、7)。

[0037] [数1]

$$\mathbf{x}^{(n)} = [\mathbf{x}^{(n-1)} - \lambda_n D^{-1} \nabla \phi(\mathbf{x}^{(n-1)})]_+ \quad \dots (1)$$

[0038] 式(1)において、 $\nabla \phi(x)$ は、評価関数 $\phi(x)$ の一次導関数である。 λ_n は、更新の度合いを調整する緩和係数であり、更新の回数 n ごとに予め設定されている。 D は、評価関数 $\phi(x)$ のヘッセ行列であるが、 $\phi(x)$ のリプシッツ定数を用いることも可能である。 $\phi(x)$ のリプシッツ定数を用いる D は、例えば、非特許文献2に記載されているものを用いることができる。

[0039] ここでは、評価関数 $\phi(x)$ を、データフィデリティ項 $g(x)$ と、正則化項 $f(x)$ との和により式(2)のように表す。データフィデリティ項 $g(x)$ は、実測投影データから画像の状態を制約する、すなわち、データ収集系129が収集した実測投影データと、再構成画像を順投影した順投影データとの間の類似性を評価する式(3)を用いる。正則化項 $f(x)$ は、近接画素間における滑らかさを評価する式(4)を用いる。データフィデリティ項 $g(x)$ と、正則化項 $f(x)$ は、値が小さいほど最適な画像 x に近く、評価が高い(すなわち評価関数 $\phi(x)$ の値が小さくなる)。

[0040] [数2]

$$\phi(\mathbf{x}) = g(\mathbf{x}) + f(\mathbf{x}) \quad \dots (2)$$

[0041] [数3]

$$g(\mathbf{x}) = \|\mathbf{Ax} - \mathbf{y}\|_w \quad \dots (3)$$

[0042] [数4]

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^K \beta_k \sum_{j=1}^J \xi_{jk} \psi([C_k \mathbf{x}]_j) \quad \dots (4)$$

[0043] ただし、式(3)において、 y は、データ収集系129が収集した実測投影データ

のベクトルである。Aは、画像から投影データへの変換行列である。Wは実測投影データyの統計揺らぎを数値化した重み係数を対角成分に持つ行列である。

[0044] 式(4)において、kは、画像xの対象画素から見た近接画素の方向を表すインデックスであり、Kは方向の総数である。例えば、3次元の画像で近接26画素を対象とする場合には、重複を避けるとKは13となる。 β_k は、k方向の正則化強さを決定する任意のパラメータであり、 C_k は、画像ベクトルの近接要素を抽出するための行列である。また、 $j = \{1, \dots, J\}$ は、画素のインデックスである。 ξ_{jk} は、画素jとkの間の重み係数であって、一例として画素間の距離の逆数によって決定される。 ϕ は、ポテンシャル関数であり、Huber関数やFair関数など至る所で微分可能な連続関数が用いられる。

[0045] なお、ここでは、データフィデリティ項 $g(x)$ と、正則化項 $f(x)$ を、上記式(3)、(4)で表したが、本実施形態は式(3)、(4)に限定されるものではなく、一次導関数 $\nabla g(x)$ 、 $\nabla f(x)$ が算出可能な関数であれば、所望の関数を用いることができる。また、更新式も、上記式(1)に限らず、所望の式を用いることができる。

[0046] ステップ303により、画像 $x^{(0)}$ から1回更新後の画像 $x^{(1)}$ が生成されたならば、更新後の画像 $x^{(1)}$ を記憶装置108に格納する。ステップ303、304の更新動作を、更新回数が所定数Nに到達するまで繰り返す(ステップ305、306)。これにより、記憶装置108には、更新後の画像 $x^{(1)} \sim x^{(N)}$ (例えば $x^{(1)}$ 、 $x^{(2)}$ 、 $x^{(3)}$)が格納される。以上により第一逐次近似処理(ステップ301~305)が完了する。

[0047] なお、図5、図6の例では、更新回数の所定数Nを3回としているが、この回数に限定されるものではなく、予め求めておいた回数に設定することができる。例えば、評価関数 $\phi(x)$ または評価関数の変化率 $\nabla \phi(x)$ が所定値以下に多くの場合到達する回数を、予め求めておき、その回数をNとして設定することができる。

[0048] また例えば、逐次近似法のノイズ低減効果の定量値の一つとして知られるSD (Standard Deviation) 低減率を算出し、SD低減率が所定値以下に多くの場

合到達する回数を予め求めておき、その回数をNとして設定することもできる。画像上の画素値がほぼ一様な小領域において計測されるSD値に関し、SD低減率は、前述の解析的再構成法によって生成された再構成画像(本実施形態においては初期画像 $x^{(0)}$ に等しい)のSD値を基準として、逐次近似法によって生成された画像のSD値が低減した割合であり、式(5)で表せる。

[0049] [数5]

$$\text{SD 低減率} = 1 - \frac{\text{逐次近似法によって生成された画像の SD 値}}{\text{解析的再構成法によって生成された画像の SD 値}} \quad \dots (5)$$

[0050] すなわち、式(5)により算出されるSD低減率は、初期画像 $x^{(0)}$ のSD値を基準とした第一逐次近似法の生成画像のSD値の低減割合である。

[0051] ステップ305で更新回数が所定数Nに達したならば、ステップ307に進み、ステップ301で読み込んだ初期画像 $x^{(0)}$ を基準として、逐次近似法が収束(または漸近)した時点での画像のSD低減率を予測する。式(4)における β_k は逐次近似法の平滑化の強さを決定する任意のパラメータであるため、前述の再構成パラメータ(初期画像 $x^{(0)}$ および逐次近似法の再構成画像サイズ、逆投影位相幅、再構成フィルタ関数、体軸方向の画像厚さ)や、被検体およびX線発生装置に印加する電圧および電流に応じて変化する実測投影データの値および分布といった、低減率設定のための条件が決定されれば、パラメータ β_k とSD低減率是一对一に対応付けられる。よって、低減率設定のための条件毎に両者の関係をテーブル化しておくことで、逐次近似法の平滑化強さに対するSD低減率の予測値を算出できる。ステップ307では、SD低減率の予測値を下式(6)により画素毎に算出する。

[0052] [数6]

$$\text{SD 低減率予測値} = F(\beta_k) \quad \dots (6)$$

[0053] 式(6)において、Fは低減率設定のための条件毎に予め準備しておいたテーブルである。

[0054] 上記テーブルFの作成方法の一例について説明する。上述の再構成パラメー

タ(初期画像 $x^{(0)}$ および逐次近似法の再構成画像サイズ、逆投影位相幅、再構成フィルタ関数、体軸方向の画像厚さ)等の低減率設定のための条件を固定し、パラメータ β_k を変化させながらSD低減率をプロットし、最小二乗法によって関数をフィッティングする。これを、低減率設定のための条件、例えば印加電圧を80kV、100kV、120kV、140kVというように変化させながら、それぞれの条件で関数を導出する。

[0055] 各条件のうち、実測投影データの値や分布は撮影毎に変化するため、被検体の代わりに円筒型の水ファントムを撮影した実測投影データを用い、直径が異なるいくつかのファントムについて関数を算出しておく。SD低減率の予測値の算出には、被検体の実測投影データの面積に応じて最も面積に近いファントムの関数をテーブルFとして採用する。

[0056] なお、ステップ307のSD低減率の予測方法は上述の一例に限定されるものではなく、公知のあらゆる方法を適用できる。

[0057] 画像 $x^{(0)}$ の任意の画素 j のSD低減率を b_j 、結合係数 a_g の j 番目の要素を $a_{g,j}$ 、結合係数 a_f の j 番目の要素を $a_{f,j}$ とすると、両者の間に次式が成り立つと仮定できる。

[0058] [数7]

$$a_{g,j} = h_g(b_j) \quad \forall j \quad \dots (7)$$

[0059] [数8]

$$a_{f,j} = h_f(b_j) \quad \forall j \quad \dots (8)$$

[0060] ただし、 $h_g(b)$ および $h_f(b)$ はそれぞれ変数 b に対して一意に決定される関数であり、臨床データもしくは画質定量ファントム等についての実測投影データについて、下式(14)の近似誤差が最小となるような関数 $h_g(b)$ および $h_f(b)$ を最小二乗法等によって予め算出したものである。

[0061] そして、記憶装置108に予め格納しておいた、SD低減率の予測値と、結合係数 a_g 、 a_f との関係を示す関数 $h_g(b)$ および $h_f(b)$ 、またはテーブルに基づいて、ステップ307で算出したSD低減率の予測値に対応する結合係数 a_g 、 a_f を画素毎

に算出、または読み出す。

[0062] N-1回目の更新画像からN回目の更新画像の差分(更新)ベクトルのうち、データフィデリティ項由来のベクトル成分を $\mathbf{x}_g(N-1, N)$ 、正則化項由来のベクトル成分を $\mathbf{x}_f(N-1, N)$ で表すと、これらは、更新式である上述の式(1)および下式(9)から式(10)、(11)により表される。ただし、 $n_1=N-1$ 、 $n_2=N$ である。

[0063] [数9]

$$\nabla \Phi(\mathbf{x}) = \nabla g(\mathbf{x}) + \nabla f(\mathbf{x}) \quad \dots (9)$$

[0064] [数10]

$$\mathbf{x}_g(n_1, n_2) = \sum_{u=n_1}^{n_2} \mathbf{y}_g(u), \quad \mathbf{y}_g(n) = -\lambda_{n-1} D^{-1} \nabla g(\mathbf{x}^{(n-1)}) \quad \dots (10)$$

[0065] [数11]

$$\mathbf{x}_f(n_1, n_2) = \sum_{u=n_1}^{n_2} \mathbf{y}_f(u), \quad \mathbf{y}_f(n) = -\lambda_{n-1} D^{-1} \nabla f(\mathbf{x}^{(n-1)}) \quad \dots (11)$$

[0066] ステップ309において、高速演算装置134は、式(10)、(11)より、更新ベクトルのうちデータフィデリティ項由来のベクトル成分 $\mathbf{x}_g(N-1, N)$ 、正則化項由来のベクトル成分 $\mathbf{x}_f(N-1, N)$ を求め、ステップ308で求めた結合係数 a_g 、 a_f を掛けて予測更新ベクトルを求め、これと式(12)から、予測更新画像 $\mathbf{x}_\phi^{(N)} = \mathbf{x}_\phi(n_1, n_2)$ を求める。ただし、 $n_1=N-1$ 、 $n_2=N$ である。予測更新画像 $\mathbf{x}_\phi^{(N)} = \mathbf{x}_\phi(n_1, n_2)$ は、結合係数倍された2種類の更新ベクトル(予測更新ベクトル)と、 n_1 反復で更新後の再構成画像との和である。

[0067] [数12]

$$\mathbf{x}_\phi(n_1, n_2) = \mathbf{a}_g^T \mathbf{x}_g(n_1, n_2) + \mathbf{a}_f^T \mathbf{x}_f(n_1, n_2) + \mathbf{x}^{(n_1)} \quad \dots (12)$$

[0068] なお、式(12)において、 $\mathbf{a}_g^T$ 、 $\mathbf{a}_f^T$ のTは、ベクトルの転置を表す。

[0069] 上記式(12)は、以下の仮定に基づいている。 $n_3 > n_2$ なる任意の n_3 について、 n_1 回目の更新から n_3 回目の更新までの評価関数全体の更新ベクトルは次式(13)で表せる。

[0070] [数13]

$$\mathbf{x}_\phi(n_1, n_3) = \mathbf{x}^{(n_3)} - \mathbf{x}^{(n_1)} \quad \dots (13)$$

[0071] ここで、式(10)、(11)の $\mathbf{x}_g(n_1, n_2)$ と $\mathbf{x}_f(n_1, n_2)$ を説明変数、式(13)の $\mathbf{x}_\phi(n_1, n_3)$ を目的変数として、重回帰分析を適用することを考えると、結合係数 $\mathbf{a}_g$ および $\mathbf{a}_f$ を用いて、次の式(14)近似が成り立つと仮定できる。

[0072] [数14]

$$\mathbf{x}_\phi(n_1, n_3) \approx \mathbf{a}_g^T \mathbf{x}_g(n_1, n_2) + \mathbf{a}_f^T \mathbf{x}_f(n_1, n_2) \quad \dots (14)$$

[0073] 式(14)の近似によって、ちょうど $(n_3 - n_2)$ 回分の反復にあたる計算を省略することができることがわかる。但し、結合係数によっては予測更新ベクトルの近似精度が低く、 $\mathbf{x}_\phi(n_1, n_3)$ との間で誤差が大きい場合が考えられるので、近似誤差を低減するため、予測更新ベクトルにより算出した画像(予測更新画像)を初期値とし、以下のステップ310~315でさらに逐次近似処理(第二逐次近似処理)を行う。

[0074] 具体的には、高速演算装置134は、算出した予測更新画像 $\mathbf{x}_\phi^{(n)}$ を初期画像として記憶装置108から読み込み(ステップ310)、所定の更新式により、更新後の画像 $\mathbf{x}^{(n+1)}$ を生成する(ステップ311、312)。更新式としては、上述の式(1)を用いることも可能であるし、式(1)とは異なる式を用いることももちろん可能である。生成した画像 $\mathbf{x}^{(n+1)}$ は、記憶装置108に格納する(ステップ313)。これを、トータルの更新回数が所定数Pになるまで繰り返す(ステップ314、315)。更新後の画像 $\mathbf{x}^{(P)}$ は、記憶装置108に格納するとともに、表示装置105に表示させる(ステップ316)。

[0075] 本実施形態では、逐次近似法を用い、最適解に近い精度の高い画像を、少ない更新回数で高速で生成することが可能である。

[0076] 上記図3、図4のフローに、画像再構成における逐次近似法の高速化として知られるOrdered Subset (OS)アルゴリズムを上述の式(2)に適用して、次式のように評価関数を複数(M個)のサブセット(サブセット番号m)に分離することも可能である。

[0077] [数15]

$$\Phi(\mathbf{x}) = \sum_{m=0}^{M-1} \Phi_m(\mathbf{x}) \quad \dots (15)$$

[0078] [数16]

$$\nabla \Phi(\mathbf{x}) \approx M \nabla \Phi_0(\mathbf{x}) \approx \dots \approx M \nabla \Phi_m(\mathbf{x}) \approx \dots \approx M \nabla \Phi_{M-1}(\mathbf{x}) \quad \dots (16)$$

[0079] OSアルゴリズムでは、式(2)式の最小化を行う代わりに式(16)の各辺の最小化を順次行う。式(16)の各辺の計算は、1/Mの実測投影データを用いて完了するため、全てのデータを更新に用いた場合には、式(1)と比較して、M倍の更新頻度が得られる。この場合n回目の反復かつm番目のサブセットにおける更新式は、下式(17)で表すことができる。

[0080] [数17]

$$\mathbf{x}^{(n,m)} = [\mathbf{x}^{(n,m-1)} - \lambda_n D^{-1} \nabla \Phi_m(\mathbf{x}^{(n,m-1)})]_+ \quad \dots (17)$$

[0081] 式(17)において、 $\mathbf{x}^{(n,m)}$ は、n回目の反復かつm番目のサブセットにおける暫定の画像ベクトルであり、 $\mathbf{x}^{(n,M)}$ は $\mathbf{x}^{(n+1,0)}$ と同値であって、n反復目かつMサブセット目の画像をn+1反復目かつ0サブセット目の画像として使用することを表す。

[0082] 式(17)の更新式を用いる場合、再構成演算装置132は、データ収集系129から受け取った実測投影データを、M個のサブセットに分割する。例えば、1000ビューの実測投影データに対しM=5とした場合、ビュー方向について実測投影データを5ビューごとに選択し、1番目(m=1)のサブセットに1、6、11、…、996ビュー、2番目(m=2)のサブセットに2、7、12、…、997ビュー、…5番目(m=5)のサブセットに5、10、15、…、1000ビューを割り当てることにより、ビュー方向に均等な5つのサブセットに分割する。

[0083] 図3のステップ301では、高速演算装置134は、再構成演算装置132が生成した再構成画像を初期画像 $\mathbf{x}^{(0)}$ として読み込む。図3のステップ302、303、305、306は、図8のフローのように実行する。

[0084] 図8のフローにおいて、まずステップS4-1およびS4-2では、反復(更新)のインデックス n およびサブセットのインデックス m を初期化($n=0$ 、 $m=1$)する。ステップS4-3では、 $m(=1)$ 番目のサブセットの画像について $n(=0)$ 回目の更新を更新式(17)に従って行う。サブセットのインデックスを1増加させ(ステップS4-6)、ステップS4-3に戻って、 $m(=2)$ 番目のサブセットの画像について $n(=0)$ 回目の更新を更新式(17)に従って行う。これを、ステップS4-7において、サブセットのインデックス m が M に到達するまで繰り返し、 m が M を超えたならば、ステップS4-8に進んで、反復のインデックス n を1増加させて、さらに繰り返す。

[0085] ステップS4-4で現在の反復のインデックス n が上述の n_1 回($n_1=N-1$)を超えた場合には、ステップS4-5において式(18)および式(19)に従って $\gamma_g(n, m)$ および $\gamma_f(n, m)$ を算出して、記憶装置108に格納する。さらに、サブセットのインデックス m を更新して画像更新を続ける(ステップS4-6, S4-7, S4-3)。

[0086] [数18]

$$\mathbf{x}_g(n_1, n_2) = \sum_{u=n_1}^{n_2} \sum_{m=1}^M \mathbf{y}_g(u, m), \quad \mathbf{y}_g(n, m) = -\lambda_n D^{-1} \nabla g(\mathbf{x}^{(n, m-1)}) \quad \dots (18)$$

[0087] [数19]

$$\mathbf{x}_f(n_1, n_2) = \sum_{u=n_1}^{n_2} \sum_{m=1}^M \mathbf{y}_f(u, m), \quad \mathbf{y}_f(n, m) = -\lambda_n D^{-1} \nabla f(\mathbf{x}^{(n, m-1)}) \quad \dots (19)$$

[0088] そして、ステップS4-8で増加させた反復のインデックス n が、上述の n_2 回($n_2=N$)を超えた場合には、第一逐次近似を終了し、図3のステップ307に進む。そして、高速演算装置134は、上述した通りステップ307, 308を行った後、ステップ309において、ステップS4-5で算出した $\gamma_g(n, m)$ および $\gamma_f(n, m)$ から式(18)および式(19)により、更新ベクトルのうちデータフィデリティ項由来のベクトル成分 $\mathbf{x}_g(n_1, n_2)$ および正則化項由来のベクトル成分 $\mathbf{x}_f(n_1, n_2)$ を算出し、ステップ308で求めた結合係数 a_g, a_f と式(20)から、予測更新画像 $\mathbf{x}_\phi^{(N)} = \mathbf{x}_\phi(n_1, n_2)$ を求める。

[0089] [数20]

$$x_{\phi}(n_1, n_2) = \mathbf{a}_g^T \mathbf{x}_g(n_1, n_2) + \mathbf{a}_f^T \mathbf{x}_f(n_1, n_2) + \mathbf{x}^{(n_1, M)} \quad \dots (20)$$

[0090] この予測更新画像 $x_{\phi}^{(N)}$ を初期画像とし(図4のステップ310)、第二逐次近似処理を行う。具体的には、図4のステップ311~315を図9のステップS5-1~S5-7により行う。反復開始の反復のインデックス n は、 n_2+1 、かつ反復終了のインデックス n を $n_4(n_4=P)$ とする。まず、ステップS5-1およびS5-2では、反復のインデックス n およびサブセットのインデックス m を初期化する。ステップS5-3では、更新式(17)に従って、画像の更新を行う。これをサブセットのインデックス m が M に到達するまで繰り返す(ステップS5-4, S5-5)。

[0091] ステップS5-5でサブセットのインデックス m が一巡して M に到達した場合、ステップS5-6で反復のインデックス n を更新し、さらに画像の更新を行う。ステップS5-7で、反復のインデックス n が $n_4(n_4=P)$ に達したならば、反復を終了し、ステップ316へ進んで、再構成画像を格納および表示する。

[0092] 本実施形態では、第一および第二逐次近似処理の更新式として、式(1)、(17)を用いる例について説明したが、上述の条件(A)および(B)を満たす更新式であれば、式(1)、(17)に限定されるものではない。例えば、非特許文献3に開示されている、momentumアルゴリズムを用いた3から5ステップの更新式で構成される3種類の方法を用いることができる。

[0093] 非特許文献3に開示されている方法は、上述の条件(A)および(B)を満たし、画像を更新するステップにおいてデータフィデリティ項と正則化項の更新ベクトルをそれぞれ蓄積することができる。よって、本実施形態と同様に、予測更新画像を生成することができる。

[0094] <<実施形態2>>

実施形態2について説明する。

[0095] 実施形態2は、実施形態1と同様に、第一逐次近似処理(図3のステップ302~305)を行ったのち、更新画像の差分ベクトル(更新ベクトル)のデータフィデリティ項のベクトル成分 $x_g(N-1, N)$ と、正則化項由来のベクトル成分 $x_f(N-1, N)$

を算出して、これらを結合係数倍した予測更新ベクトルを求め、これを用いて予測更新画像を演算により求める。このとき、実施形態2は、実施形態1とは異なり、第一逐次近似処理の更新式として、下記(A)および(C)の条件を満たす更新式を用いる。

[0096] (A) データフィデリティ項と正則化項を評価関数に含む

(C) 画像の更新に際し、(A)のデータフィデリティ項と正則化項を交互に更新する(すなわち、データフィデリティ項を定数として正則化項を更新し、その後正則化項を定数としてデータフィデリティ項を更新する)

具体的には、(A)および(C)の条件を満たす更新式として、非特許文献4に記載の更新式を用いる。

[0097] 非特許文献4に記載の更新式について説明する。本実施形態の更新式は、上述の式(2)～(4)の最適化に際して、データフィデリティ項に新たな変数を導入し、導入した変数の関係式を制約条件として定式化した上で最適化を行う。

[0098] まず、式(3)の Ax を新たな変数 u で置き換え、式(3)を次式(21)のように書き換える。

[0099] [数21]

$$g(\mathbf{x}) = \hat{g}(\mathbf{u}) = \|\mathbf{u} - \mathbf{y}\|_w \quad \dots (21)$$

[0100] この式(21)を用いて、上述の式(2)を式(22)のようにおく。

[0101] [数22]

$$\Phi(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \hat{g}(\mathbf{u}) + f(\mathbf{x}) \quad \text{subject to } \mathbf{u} = \mathbf{Ax} \quad \dots (22)$$

[0102] 式(22)に罰則パラメータ ρ を導入してAugmented Lagrangian methodを適用し、2つの変数 x および u を次式に基づいて交互に更新する更新式が式(23.1)、(23.2)、(23.3)のように得られる。

[0103]

[数23]

$$\begin{cases} \mathbf{x}^{(n)} = \arg \min_{\mathbf{x}} \left\{ f(\mathbf{x}) + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{Ax} - \mathbf{u}^{(n-1)} - \mathbf{d}^{(n-1)}\|_2^2 \right\} \end{cases} \quad \dots (23.1)$$

$$\begin{cases} \mathbf{u}^{(n)} = \arg \min_{\mathbf{u}} \left\{ \hat{g}(\mathbf{u}) + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{Ax}^{(n)} - \mathbf{u} - \mathbf{d}^{(n-1)}\|_2^2 \right\} \end{cases} \quad \dots (23.2)$$

$$\begin{cases} \mathbf{d}^{(n)} = \mathbf{d}^{(n-1)} - \mathbf{Ax}^{(n)} + \mathbf{u}^{(n)} \end{cases} \quad \dots (23.3)$$

[0104] 一方、OSアルゴリズムをデータフィデリティ項のみに適用すると、次式(24)、(25)が得られる。

[0105] [数24]

$$g(\mathbf{x}) = \sum_{m=0}^{M-1} g_m(\mathbf{x}) \quad \dots (24)$$

[0106] [数25]

$$\nabla g(\mathbf{x}) \approx M \nabla g_0(\mathbf{x}) \approx \dots \approx M \nabla g_m(\mathbf{x}) \approx \dots \approx M \nabla g_{M-1}(\mathbf{x}) \quad \dots (25)$$

[0107] 式(23.1)に、式(24)および(25)のOSアルゴリズムを適用することで、次式(26.1)、(26.2)、(26.3)の更新式が得られる。

[0108] [数26]

$$\begin{cases} \mathbf{s}^{(n,m)} = \rho M \nabla g_m(\mathbf{x}^{(n,m-1)}) + (1 - \rho) \mathbf{b}^{(n,m-1)} \end{cases} \quad \dots (26.1)$$

$$\begin{cases} \mathbf{x}^{(n,m)} \in \text{prox}_{\frac{t}{\rho} f} \left(\mathbf{x}^{(n,m-1)} - \frac{t}{\rho} \mathbf{s}^{(n,m)} \right) \end{cases} \quad \dots (26.2)$$

$$\begin{cases} \mathbf{b}^{(n,m)} = \frac{\rho}{\rho + 1} M \nabla g_m(\mathbf{x}^{(n,m)}) + \frac{1}{\rho + 1} \mathbf{b}^{(n,m-1)} \end{cases} \quad \dots (26.3)$$

式(23.1)～(23.3)および式(26.1)～(26.3)において任意の定数 $L > \|\mathbf{A}\|_2^2$ かつ $t=1/L$ である。

[0109] 式(26.1)、(26.2)および(26.3)は、 n 反復目かつ m サブセット目における一連の更新手順であるが、正則化項 $f(\mathbf{x})$ の性質に依存して式(26.2)式における $\mathbf{x}^{(n,m)}$ は反復的に算出する場合がある。そこで、式(26.2)は、公知のFast Iterative Shrinkage Thresholding Algorithm (FISTA、非特許文献2)を利用して、 $\mathbf{x}^{(n,m)}$ を反復的に算出する部分問題を解く。

[0110] 実施形態2においても実施形態1の式(18)、(19)と同様に、図3のステップ309においてデータフィデリティ項由来の更新ベクトルおよび正則化項由来の更

新ベクトルを算出する必要がある。そのため、式(26.2)式の上記部分問題を次式(27)のように書き換える。

[0111] [数27]

$$\mathbf{x}^{(n,m)} = \arg \min_{\mathbf{z}} \left\{ \frac{t}{\rho} f(\mathbf{z}) + \frac{1}{2} \left\| \mathbf{z} - \left(\mathbf{x}^{(n,m-1)} - \frac{t}{\rho} \mathbf{s}^{(n,m)} \right) \right\|_2^2 \right\} \quad \dots (27)$$

[0112] 式(27)において、正則化項 $f(\mathbf{z})=0$ の場合には、式(27)は、式(28)で表される。

[0113] [数28]

$$\mathbf{x}^{(n,m)} \Big|_{f(\mathbf{z})=0} = \mathbf{x}^{(n,m-1)} - \frac{t}{\rho} \mathbf{s}^{(n,m)} \quad \dots (28)$$

[0114] よって、 n 反復目かつ m サブセット目のデータフィデリティ項由来の更新ベクトル $\gamma_g(n, m)$ は次式(29)で表される。

[0115] [数29]

$$\gamma_g(n, m) = -\frac{t}{\rho} \mathbf{s}^{(n,m)} \quad \dots (29)$$

[0116] 一方、 n 反復目かつ m サブセット目の正則化項由来の更新ベクトル $\gamma_f(n, m)$ は次式で表される。

[0117] [数30]

$$\gamma_f(n, m) = \mathbf{x}^{(n,m)} + \frac{t}{\rho} \mathbf{s}^{(n,m)} \quad \dots (30)$$

[0118] また、式(27)の反復過程で更新ベクトル $\gamma_f(n, m)$ を蓄積することもできる。式(27)の部分問題の更新インデックスを ω とおき、暫定画像を $\mathbf{z}^{(\omega)}$ とおく。さらに、収束時点での反復回数を Ω とおき、反復の初期値を $\mathbf{z}^{(0)} = \mathbf{x}^{(n,m-1)} - t/\rho \mathbf{s}^{(n,m)}$ とおくと、 $\gamma_f(n, m)$ は次式(31)で表される。

[0119] [数31]

$$\gamma_f(n, m) = \sum_{\omega=1}^{\Omega} \mathbf{z}^{(\omega)} - \mathbf{z}^{(\omega-1)} \quad \dots (31)$$

[0120] ステップ309において、式(29)の $\gamma_g(n, m)$ を式(18)の $\gamma_g(n, m)$ に、式(30)あるいは式(31)の $\gamma_f(n, m)$ を式(19)の $\gamma_f(n, m)$ に代入して、更新ベクトルのベクトル成分 $x_g(n_1, n_2)$ 、 $x_f(n_1, n_2)$ を算出することができる。

[0121] 以上のように、データフィデリティ項と正則化項を交互に更新する逐次近似法を用いる場合においても、更新式中で互いの項の更新成分に注目することで、それぞれの項に由来する更新ベクトルを容易に分離することができる。

[0122] 実施形態2では、上述した他、図3の他のステップは、第1の実施形態のサブセットを用いる処理動作を同様であるので説明を省略する。また、図4の第二逐次近似処理においても、本実施形態で説明した更新式を用いることが可能である。

[0123] なお、上述の条件(A)および(C)を満たしていれば、本実施形態で説明した更新式以外の更新式を用いることももちろん可能である。

[0124] <<実施形態3>>

実施形態3について説明する。

[0125] 実施形態3は、実施形態2と同様に、上述の条件(A)および(C)を満たし、なおかつ正則化項に新たな変数を導入した更新式を用いる。

[0126] 実施形態3で用いる更新式についてまず説明する。

[0127] 本実施形態では、条件(A)および(C)を満たし、かつ正則化項に微分不可能な連続関数を用いる。微分不可能な連続関数はTotal Variation (TV)に代表され、次式(32)～(35)で表される。

[0128] [数32]

$$f(\mathbf{x}) = \beta \psi(\nabla_v \mathbf{x}, \nabla_h \mathbf{x}) \quad \cdots (32)$$

[0129] [数33]

$$\psi(\nabla_v \mathbf{x}, \nabla_h \mathbf{x}) = \|\nabla_v \mathbf{x}\|_1 + \|\nabla_h \mathbf{x}\|_1 \quad \cdots (33)$$

[0130]

[数34]

$$\psi(\nabla_v \mathbf{x}, \nabla_h \mathbf{x}) = \sum_{j=1}^J \sqrt{([\nabla_v \mathbf{x}]_j)^2 + ([\nabla_h \mathbf{x}]_j)^2} \quad \dots (34)$$

[0131] [数35]

$$[\nabla_v \mathbf{x}]_j = x_{p+1,q} - x_{p,q}, \quad [\nabla_h \mathbf{x}]_j = x_{p,q+1} - x_{p,q} \quad \dots (35)$$

[0132] 但し、式(35)では3次元画像の任意のスライスのうち、画像の縦および横のインデックス $p = \{1, \dots, P\}$ および $q = \{1, \dots, Q\}$ と画素のインデックス j を次式で対応付けることとする。

[0133] [数36]

$$j = \varsigma(p, q) = p + Pq \quad \dots (36)$$

[0134] 式(33)および式(34)は、それぞれanisotropic TVおよびisotropic TVと呼ばれ、用途に応じて選択して採用される。

[0135] ここで、式(33)における $\nabla_v \mathbf{x}$ および $\nabla_h \mathbf{x}$ を新たな変数 $\mathbf{v}_v$ および $\mathbf{v}_h$ で置き換え、次式(37)のように書き換える。

[0136] [数37]

$$\psi(\mathbf{v}_v, \mathbf{v}_h) = \|\mathbf{v}_v\|_1 + \|\mathbf{v}_h\|_1 \quad \dots (37)$$

[0137] 式(2)、式(32)および式(37)より次式(38)を得る。

[0138] [数38]

$$\Phi(\mathbf{x}, \mathbf{v}_v, \mathbf{v}_h) = g(\mathbf{x}) + \beta \psi(\mathbf{v}_v, \mathbf{v}_h) \quad \text{subject to } \mathbf{v}_v = \nabla_v \mathbf{x}, \mathbf{v}_h = \nabla_h \mathbf{x} \quad \dots (38)$$

[0139] さらに、罰則パラメータ ρ を導入してSplit Bregman method を適用して、次の更新式(39)、(40)を得る。

[0140] [数39]

$$\begin{aligned} (\mathbf{x}^{(n)}, \mathbf{v}_v^{(n)}, \mathbf{v}_h^{(n)}) = \min_{\mathbf{x}, \mathbf{v}_v, \mathbf{v}_h} & g(\mathbf{x}) + \beta \psi(\mathbf{v}_v, \mathbf{v}_h) \\ & + \frac{\rho}{2} \left\| \mathbf{v}_v - \nabla_v \mathbf{x} - \mathbf{d}_v^{(n-1)} \right\|_2^2 + \frac{\rho}{2} \left\| \mathbf{v}_h - \nabla_h \mathbf{x} - \mathbf{d}_h^{(n-1)} \right\|_2^2 \quad \dots (39) \end{aligned}$$

[0141] [数40]

$$\mathbf{d}_v^{(n)} = \mathbf{d}_v^{(n-1)} + \nabla_v \mathbf{x}^{(n)} - \mathbf{v}_v^{(n)}, \quad \mathbf{d}_h^{(n)} = \mathbf{d}_h^{(n-1)} + \nabla_h \mathbf{x}^{(n)} - \mathbf{v}_h^{(n)} \quad \dots (40)$$

[0142] 式(38)について、3つの変数ベクトルを交互に最小化すると、下式(41.1)～(41.3)が得られる。

[0143] [数41]

$$\begin{cases} \mathbf{x}^{(n)} = \{x_{1,1}^{(n)}, \dots, x_{p,q}^{(n)}, \dots, x_{p,q}^{(n)}\} & \dots (41.1) \\ \mathbf{v}_v^{(n)} = \text{shrink}(\nabla_v \mathbf{x}^{(n-1)} + \mathbf{d}_v^{(n-1)}, 1/\rho) & \dots (41.2) \\ \mathbf{v}_h^{(n)} = \text{shrink}(\nabla_h \mathbf{x}^{(n-1)} + \mathbf{d}_h^{(n-1)}, 1/\rho) & \dots (41.3) \end{cases}$$

[0144] ここで、式(41.1)の $x_{p,q}^{(n)}$ は、Gauss-Seidel法より、式(42)で表される。

[0145] [数42]

$$\begin{aligned} x_{p,q}^{(n)} = & \frac{\rho}{2/\beta + 4\rho} \left(x_{p+1,q}^{(n-1)} + x_{p-1,q}^{(n-1)} + x_{p,q+1}^{(n-1)} + x_{p,q-1}^{(n-1)} + v_{v,p-1,q}^{(n-1)} - v_{v,p,q}^{(n-1)} + v_{h,p,q-1}^{(n-1)} \right. \\ & \left. - v_{h,p,q}^{(n-1)} - d_{v,p-1,q}^{(n-1)} + d_{v,p,q}^{(n-1)} - d_{h,p,q-1}^{(n-1)} + d_{h,p,q}^{(n-1)} \right) + \frac{1/\beta}{1/\beta + 2\rho} y_{p,q} \quad \dots (42) \end{aligned}$$

[0146] 式(41.2)および式(41.2)のshrink関数は次式(43)で表される。

[0147] [数43]

$$\text{shrink}(\omega, \tau) = \max(|\omega| - \tau, 0) \cdot \text{sgn}(\omega) \quad \dots (43)$$

[0148] 以上の数式のうち、式(39)、式(40)、式(41.1)、式(41.2)および式(41.3)を更新式として用いる。

[0149] 本実施形態の概念は、実施形態1および2と同様であり、データフィデリティ項由来の更新ベクトルおよび正則化項由来の更新ベクトルを算出する。まず、説明の簡単のために式(41.1)の右辺を $\mathbf{x}$ に関して偏微分し、次式を得る。

[0150] [数44]

$$\nabla \Phi(\mathbf{x}, \mathbf{v}_v, \mathbf{v}_h) = \nabla g(\mathbf{x}) - \frac{\rho}{2} (\mathbf{v}_v - \nabla_v \mathbf{x} - \mathbf{d}_v^{(n-1)}) - \frac{\rho}{2} (\mathbf{v}_h - \nabla_h \mathbf{x} - \mathbf{d}_h^{(n-1)}) \quad \dots (44)$$

[0151] 式(44)と対比して、式(42)における n 反復目のデータフィデリティ項由来の更新ベクトル $\gamma_g(n)$ は次式(45)、(46)で表される。

[0152]

[数45]

$$\gamma_g(n) = \{\bar{\gamma}_{g,1,1}(n), \dots, \bar{\gamma}_{g,p,q}(n), \dots, \bar{\gamma}_{g,P,Q}(n)\} \quad \dots (45)$$

[0153] [数46]

$$\bar{\gamma}_{g,p,q}(n) = \frac{1/\beta}{1/\beta + 2\rho} y_{p,q} \quad \dots (46)$$

[0154] 一方、n反復目の正則化項由来の更新ベクトル $\gamma_f(n)$ は次式(47)、(48)で表される。

[0155] [数47]

$$\gamma_f(n) = \{\bar{\gamma}_{f,1,1}(n), \dots, \bar{\gamma}_{f,p,q}(n), \dots, \bar{\gamma}_{f,P,Q}(n)\} \quad \dots (47)$$

[0156] [数48]

$$\begin{aligned} \bar{\gamma}_{f,p,q}(n) = & \frac{\rho}{2/\beta + 4\rho} \left(x_{p+1,q}^{(n-1)} + x_{p-1,q}^{(n-1)} + x_{p,q+1}^{(n-1)} + x_{p,q-1}^{(n-1)} + v_{v,p-1,q}^{(n-1)} - v_{v,p,q}^{(n-1)} + v_{h,p,q-1}^{(n-1)} \right. \\ & \left. - v_{h,p,q}^{(n-1)} - d_{v,p-1,q}^{(n-1)} + d_{v,p,q}^{(n-1)} - d_{h,p,q-1}^{(n-1)} + d_{h,p,q}^{(n-1)} \right) \quad \dots (48) \end{aligned}$$

[0157] ここで、M=1として、式(44)を式(17)の $\gamma_g(n, m)$ に、式(47)を式(19)式の $\gamma_f(n, m)$ に代入して、更新ベクトルのベクトル成分 $x_g(n_1, n_2)$ 、 $x_f(n_1, n_2)$ を算出することができる。

[0158] 以上より、データフィデリティ項と正則化項を交互に更新する逐次近似法においても、更新式中で互いの項の更新成分に注目することで、それぞれの項に由来する予測ベクトルを容易に分離することができる。

[0159] なお、本実施形態は、非特許文献5に記載のアルゴリズムを使用する更新式を示したが、上述の条件(A)および(C)を満たしていれば更新式は、上述の式に限定されるものではない。

[0160] 例えば、非特許文献6では、データフィデリティ項だけでなく正則化項の変分離を行った上でAlternating Direction Method of Multipliers (ADMM) アルゴリズムを適用する方法およびSplit Bregman法を適用するアルゴリズムが記載されている。また、非特許文献7でも同様にデータフィデリティ項と正則化項の変数分離を行うアルゴリズムが述べられている。これらに基づく、更

新式を用いることも可能である。

[0161] <<実施形態4>>

実施形態4について説明する。

[0162] 実施形態1～3では、図3、図4に示したように、第一逐次近似処理(ステップ302～306)では、予め定めたN回の反復を行い、第二逐次近似処理(ステップ311～315)では、予め定めた(P-N)回の反復処理を行う構成であった。本発明はこの構成に限られるものではない。

[0163] 例えば、高速演算装置134は、操作者から、第一および第二逐次近似処理の反復処理の合計回数Pの値を受け付けるように構成することができる。

[0164] この場合、第一逐次近似処理と第二逐次近似処理のそれぞれの反復回数N、(P-N)は、前者が多く後者が少なければ、予測更新画像の精度はおおむね高くなるが、第二逐次近似処理の反復回数が少なすぎるため、最適解に十分に漸近できなくなる可能性がある。

[0165] 一方、後者が多く前者が少なければ、予測更新画像の精度が十分得られず、本発明による高速化の効果が不十分になる可能性がある。両者を鑑み、第一逐次近似処理と第二逐次近似処理のそれぞれの反復回数のバランスがとれるように、予め実験によりまたは計算によりPとNとの関係を求めておくことが望ましい。求めたPとNとの関係は、テーブルまたは関数として記憶装置108に格納しておくことが可能である。これにより、高速演算装置134は、操作者が設定したPに対応するNの値をテーブルから読み出して、または算出して用いることができる。

[0166] <<実施形態5>>

実施形態5について説明する。

[0167] 本実施形態は、図10に示したように、図3の第一逐次近似処理(ステップ302～306)において、反復処理の回数が所定数Nに到達したかどうかを判定するステップ305の前に、更新後の画像 $x^{(n+1)}$ がステップ309において予測更新画像 $X_{\phi}^{(N)}$ を生成するのに適した程度にまで最適解に近づいているかどうかを判断するために、指標Eを算出するステップ501、502を挿入している。この点が、実施

形態1とは異なっている。図10のフローの他のステップは、図3と同じであるので説明を省略する。

[0168] 指標Eとしては、更新後の画像 $x^{(n+1)}$ の全体もしくは注目画素周辺のSD低減率、今回の更新画像 $x^{(n+1)}$ と前回の更新画像 $x^{(n)}$ のSD低減率の変化率(例えば変化量)、更新後の画像 $x^{(n+1)}$ の評価関数 ϕ の値、今回の更新画像 $x^{(n+1)}$ と前回の更新画像 $x^{(n)}$ の評価関数 ϕ の値の変化率(例えば変化量)のいずれかを用いることができる。

[0169] ステップ501では、高速演算装置134は、ステップ304で生成した更新後の画像 $x^{(n+1)}$ について、SD低減率または評価関数 ϕ を所定の数式を用いて算出し、記憶装置108に格納する。変化量を指標Eとする場合には、前回格納したSD低減率または評価関数 ϕ の値との差分をさらに算出する。所定の数式としては、例えば、式(49)、(50)を用いることができる。

[0170] [数49]

$$\text{SD 低減率} = 1 - \frac{\text{更新後の画像}\mathbf{x}^{(n+1)}\text{のSD値}}{\text{初期画像}\mathbf{x}^{(0)}\text{のSD値}} \quad \dots (49)$$

[0171] [数50]

$$\phi(\mathbf{x}^{(n+1)}) = g(\mathbf{x}^{(n+1)}) + f(\mathbf{x}^{(n+1)}) \quad \dots (50)$$

[0172] ステップ502では、ステップ501で算出した指標Eを、予め定めておいた値と比較し、指標Eが予め定めた値よりも小さい場合には、更新後の画像 $x^{(n+1)}$ が予測更新画像 $x_{\phi}^{(N)}$ を生成するのに適した程度にまで最適解に近づいていると判断し、第一逐次近似処理の反復を終了して、ステップ307に進む。

[0173] これにより、高速演算装置134は、反復処理の回数 n が N に到達する前に、第一逐次近似処理を終了し、ステップ307～309で予測更新画像 $x_{\phi}^{(N)}$ を生成することができる。

[0174] 一方、ステップ502において、指標Eが予め定めた値よりも小さくなっていない場合には、ステップ305に進み、反復処理の回数 n が N を超えていなければ、反復処理を継続する。指標Eが予め定めた値よりも小さくなる前に、反復処理の回数 n が N を超えた場合には、ステップ307に進んで、反復処理を終了する。

。よって、反復処理の回数 n の上限は、 N 回に維持できる。

[0175] このように、本実施形態では、更新後の画像の状態から、反復処理を継続するかどうかを判断できるため、第一逐次近似処理において、必要以上に反復処理を行うことがなく、より高速に予測更新画像を生成できる。

[0176] 同様に、図11に示したフローのように、図4の第二逐次近似処理(ステップ311~315)においても、反復処理の回数が所定数 P に到達したかどうかを判定するステップ314の前に、更新後の画像 $x^{(n+1)}$ が最適解に近づいているかどうかを判断するために、指標 E を算出するステップ511, 512を挿入することが可能である。図11のフローの他のステップは、図4と同じであるので説明を省略する。

[0177] ステップ511では、ステップ312で生成した更新後の画像 $x^{(n+1)}$ について、ステップ501と同様に、いずれかの指標 E を算出する。

[0178] ステップ512では、ステップ501で算出した指標 E を、予め定めておいた値と比較し、指標 E が予め定めた値よりも小さい場合には、十分最適解に近づいていると判断し、第二逐次近似処理の反復を終了して、ステップ316に進む。なお、ステップ512の指標 E を判定する所定値は、ステップ502の所定値とは異なる値を用いることができる。

[0179] これにより、高速演算装置134は、反復処理の回数 n が P に到達する前に、第一逐次近似処理を終了させることができる。

[0180] 一方、ステップ502において、指標 E が予め定めた値よりも小さくなっていない場合には、ステップ314に進み、反復処理の回数 n が P を超えていなければ、反復処理を継続する。ステップ511で求めた指標 E が予め定めた値よりも小さくなる前に、反復処理の回数 n が P を超えた場合には、ステップ316に進んで反復処理を終了する。よって、第一および第二逐次近似処理の合計の反復処理の回数 n の上限は、 P 回に維持できる。

[0181] このように、第二逐次近似処理においても、更新後の画像の状態から、反復処理を継続するかどうかを判断できるため、第二逐次近似処理において、必要以上に反復処理を行うことがなく、最適解に漸近した画像をより高速に

生成できる。

[0182] 上述してきた実施形態では、CT装置について説明したが、本実施形態の高速演算装置134の処理は、MRI装置等の他の画像撮影装置の画像生成に用いることができる。

[0183] なお、実施形態1から3では評価関数がデータフィデリティ項と正則化項の2つからなる場合を説明したが、3項以上で構成される評価関数に対しては3つ以上の予測更新ベクトルを対応させるようにしても良い。

符号の説明

[0184] 101 スキャナ、102 寝台、103 入力装置、104 演算装置、105 表示装置、108 記憶装置、111 X線発生装置、121 検出器、132 再構成演算装置、134 高速演算装置

請求の範囲

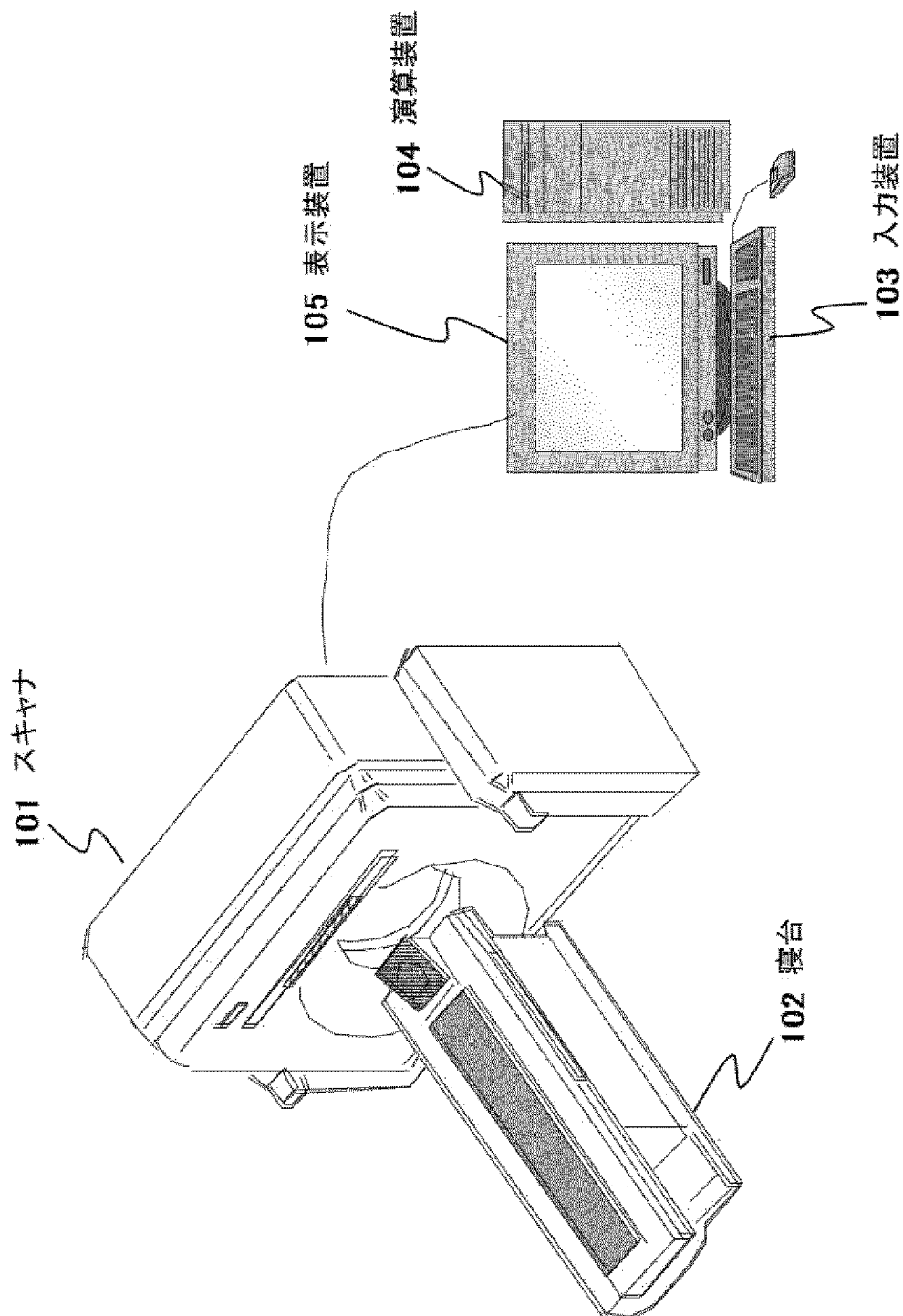
- [請求項1] 被検体の所定の断層画像を受け取って、前記断層画像を初期画像として逐次近似法により更新処理して更新画像を得る処理を2回以上繰り返す第一逐次近似処理部と、
- 前記第一逐次近似処理部の生成した2回の更新処理の前記更新画像の差に相当する更新ベクトルを所定の係数倍した予測更新ベクトルを生成し、これを用いて予測更新画像を生成する予測更新画像生成部と、
- 前記予測更新画像を新たな初期画像として、逐次近似法により更新処理して更新画像を得る処理を繰り返すことにより前記被検体の断層画像を生成する第二逐次近似処理部とを有することを特徴とする画像演算装置。
- [請求項2] 請求項1に記載の画像演算装置であって、前記予測更新画像生成部は、前記更新ベクトルを、2以上のベクトル成分に分離し、2以上のベクトル成分をそれぞれ異なる係数倍した後、加算することにより、前記予測更新ベクトルを生成することを特徴とする画像演算装置。
- [請求項3] 請求項2に記載の画像演算装置であって、前記第一逐次近似処理部は、前記逐次近似法による更新処理に用いる更新式として、データフィデリティ項と正則化項を含む式を用い、
- 前記予測更新画像生成部は、前記更新ベクトルを、前記データフィデリティ項に由来するベクトル成分と、前記正則化項に由来するベクトル成分に分離することを特徴とする画像演算装置。
- [請求項4] 請求項1に記載の画像演算装置であって、前記予測更新画像生成部は、前記所定の断層画像の画素値から指標を算出し、前記指標に対応する係数を求め、求めた係数を前記更新ベクトルに掛けることを特徴とする画像演算装置。
- [請求項5] 請求項4に記載の画像演算装置であって、前記指標は、前記所定の断層画像の画素値のSD(標準偏差)低減率の予測値であることを特徴と

する画像演算装置。

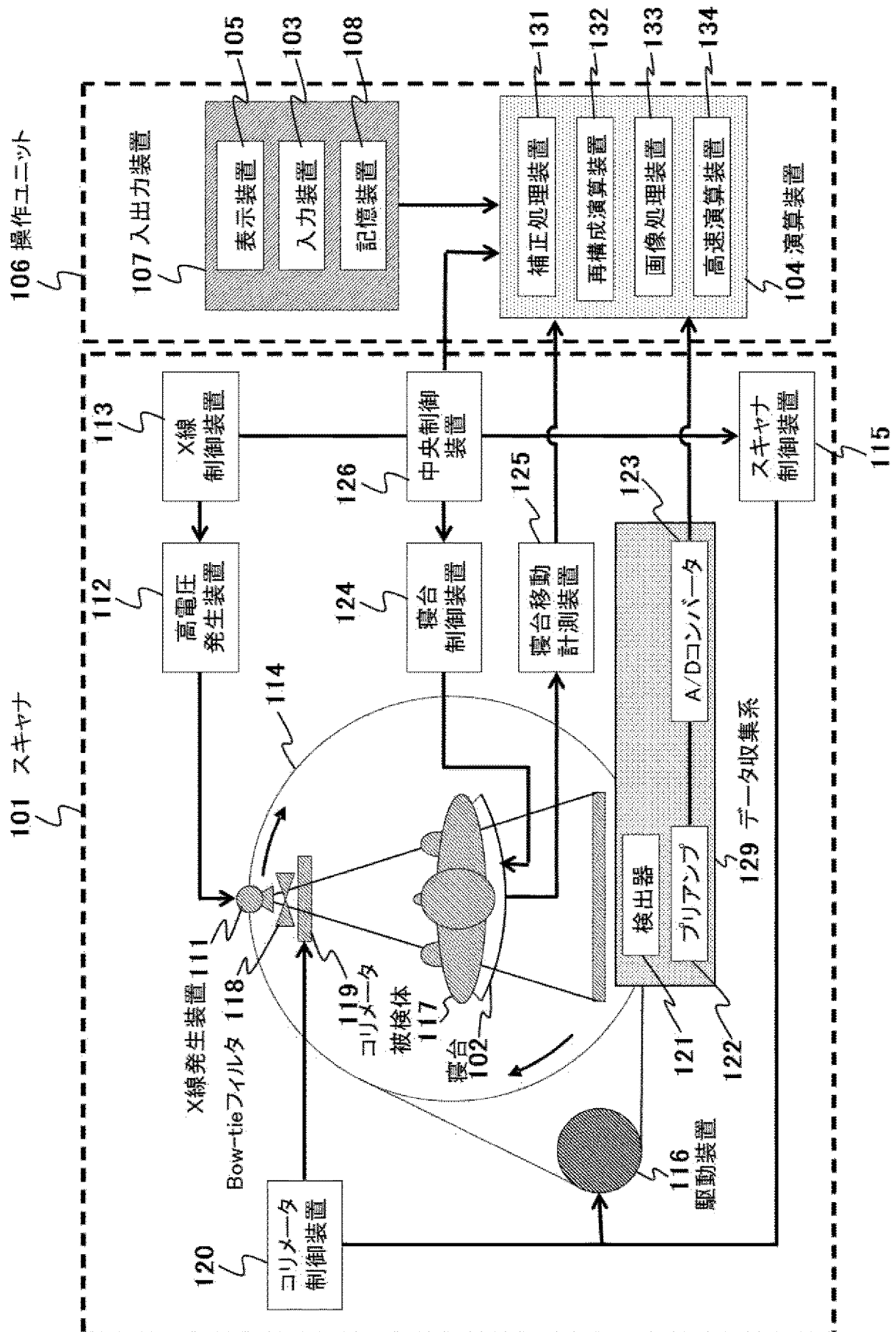
- [請求項6] 請求項4に記載の画像演算装置であって、前記予測更新画像生成部は、予め求めておいた前記指標と前記係数の値との関係を示す関数、または、テーブルを有し、前記算出した前記指標に対応する前記係数の値を前記関数または前記テーブルに基づいて求めることを特徴とする画像演算装置。
- [請求項7] 請求項1に記載の画像演算装置であって、前記第一逐次近似処理部は、前記更新処理を予め定めた回数行うことを特徴とする画像演算装置。
- [請求項8] 請求項1に記載の画像演算装置であって、前記第一逐次近似処理部は、前記更新画像について所定の指標を算出し、前記所定の指標が所定値以下になった場合、前記更新処理を終了することを特徴とする画像演算装置。
- [請求項9] 請求項8に記載の画像演算装置であって、前記所定の指標は、前記更新画像の画素値のSD低減率、前記SD低減率の変化率、前記更新画像の画素値の所定の評価関数の値、および、前記評価関数の値の変化率のいずれかを含むことを特徴とする画像演算装置。
- [請求項10] 被検体の所定の断層画像を初期画像として逐次近似法により更新処理して更新画像を得る処理を2回以上繰り返し、
2回の更新処理の前記更新画像の差に相当する更新ベクトルを所定の係数倍した予測更新ベクトルを生成し、これを用いて予測更新画像を生成し、
前記予測更新画像を新たな初期画像として、逐次近似法により更新処理して更新画像を得る処理を繰り返すことにより前記被検体の断層画像を生成することを特徴とする画像演算方法。
- [請求項11] 被検体の断層画像を撮影する撮影部と、前記撮影部の撮影した前記断層画像を用いて前記被検体の断層画像を生成する画像演算装置とを有する断層画像撮影装置であって、

前記画像演算装置は、請求項1に記載の画像演算装置であることを特徴とする断層画像撮影装置。

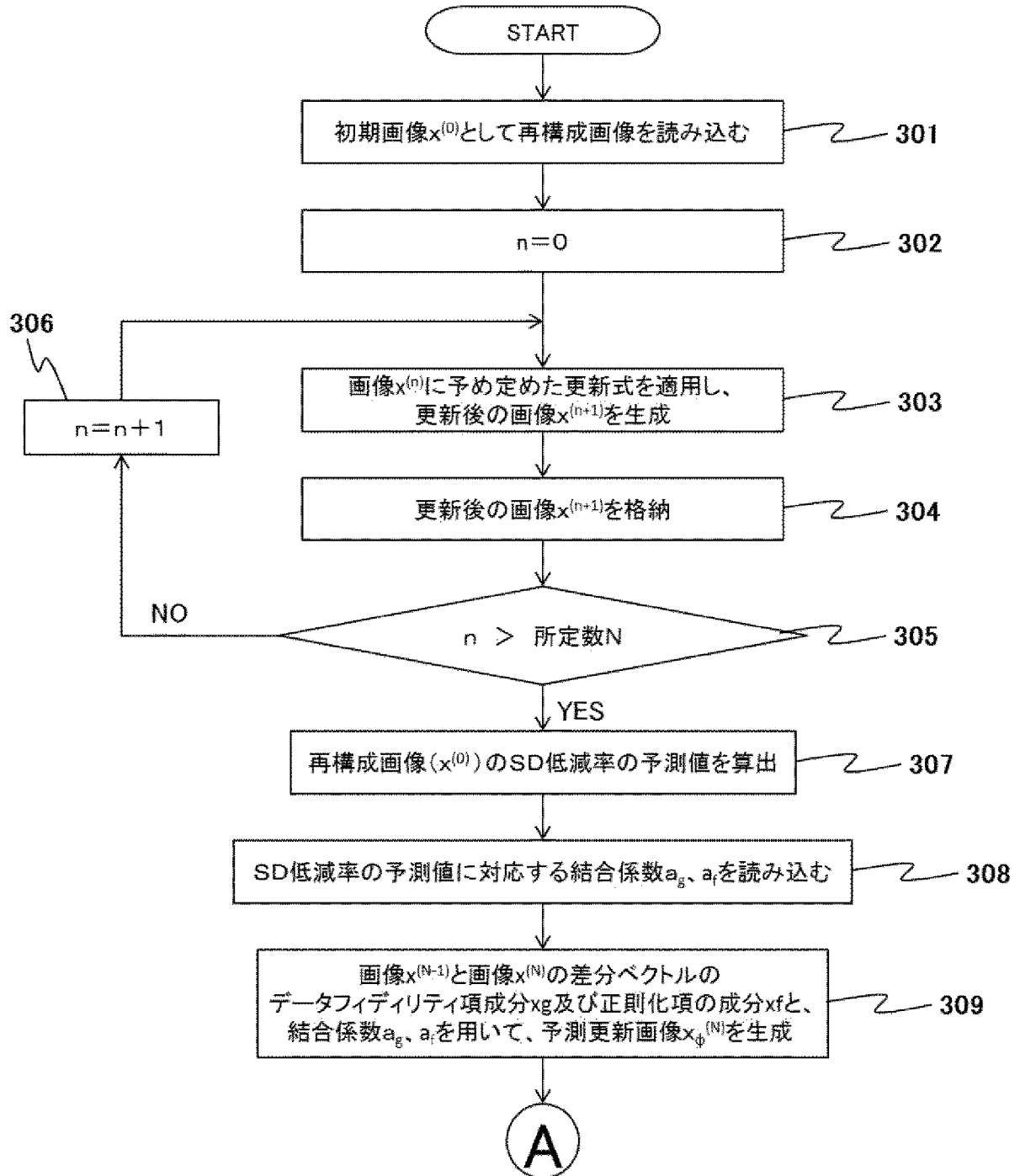
[図1]



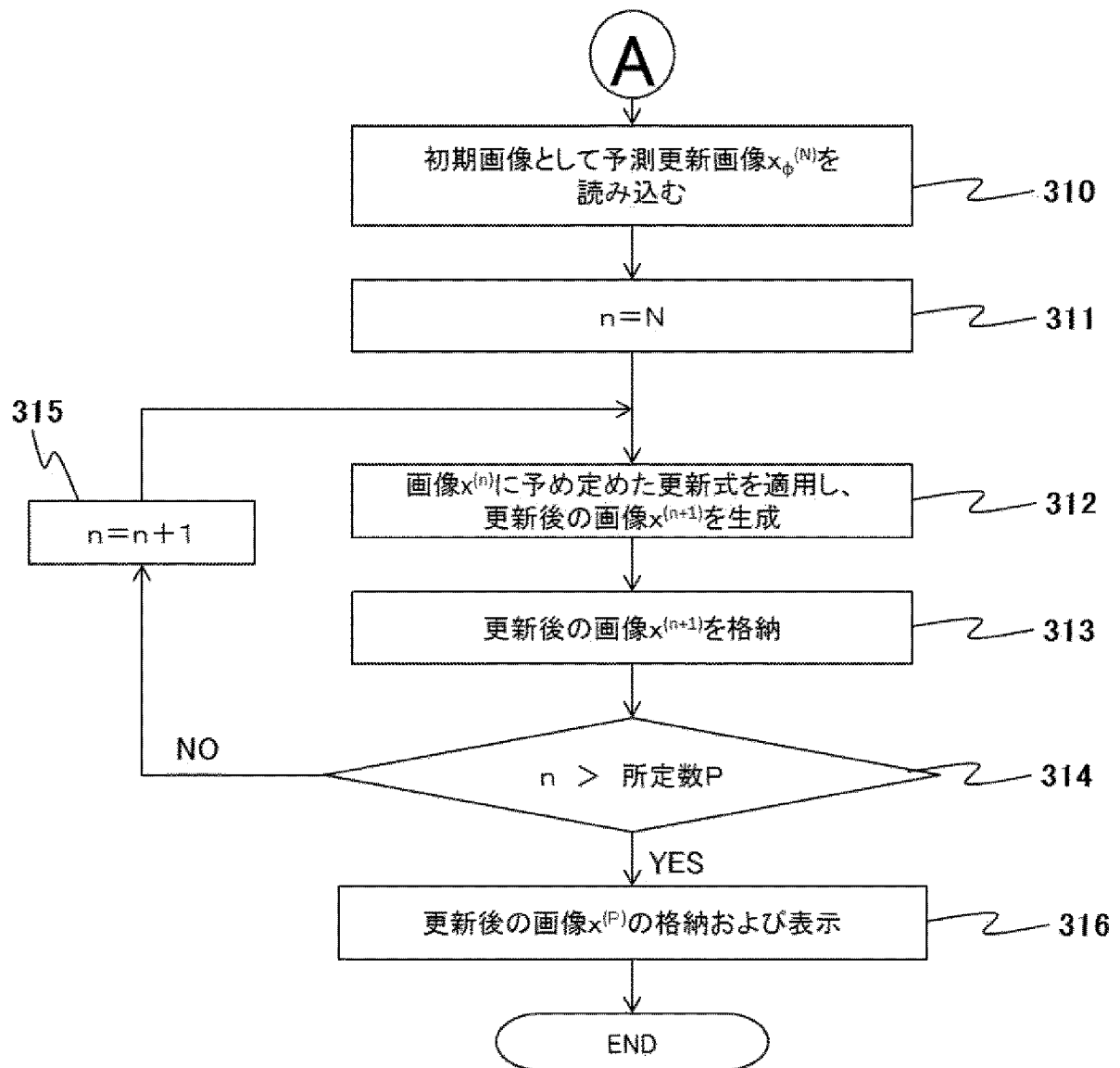
[図2]



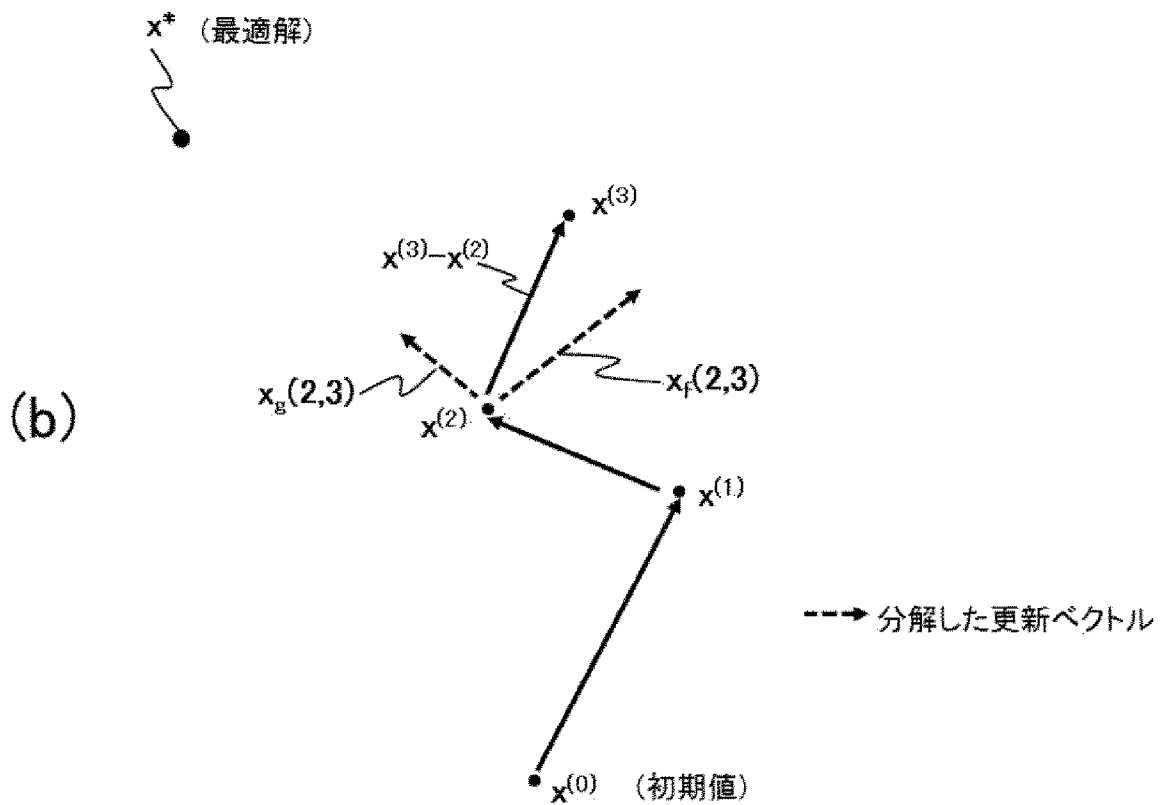
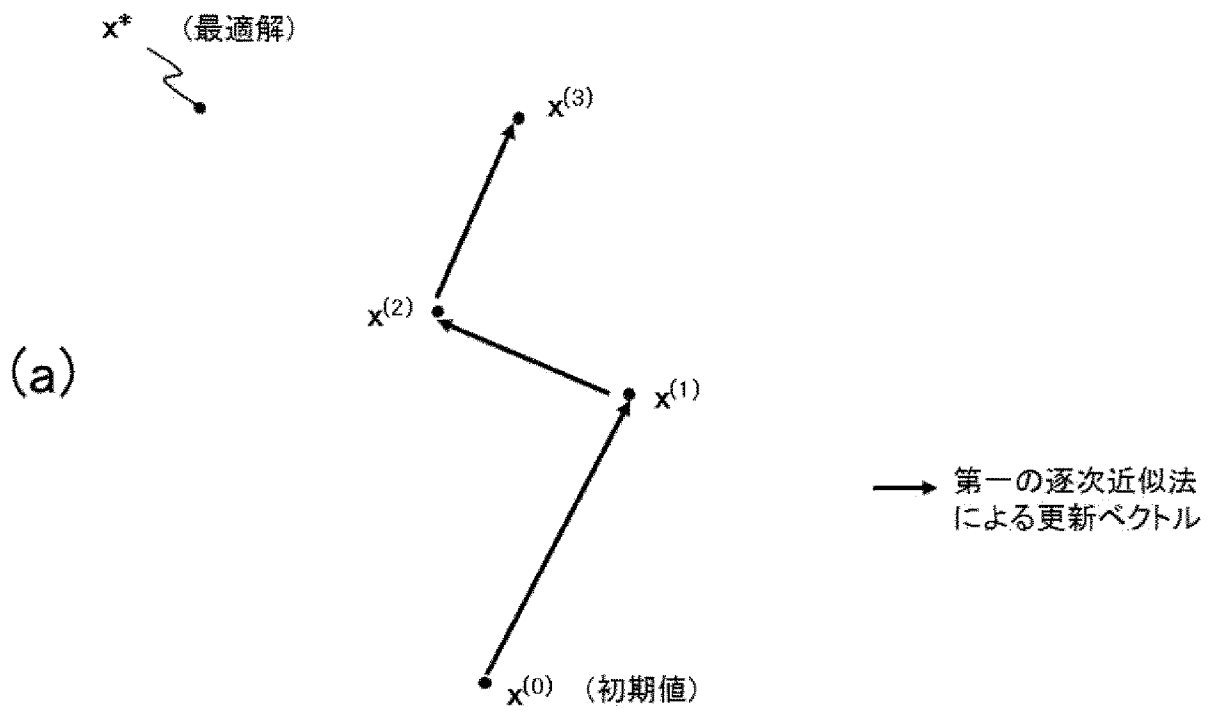
[図3]



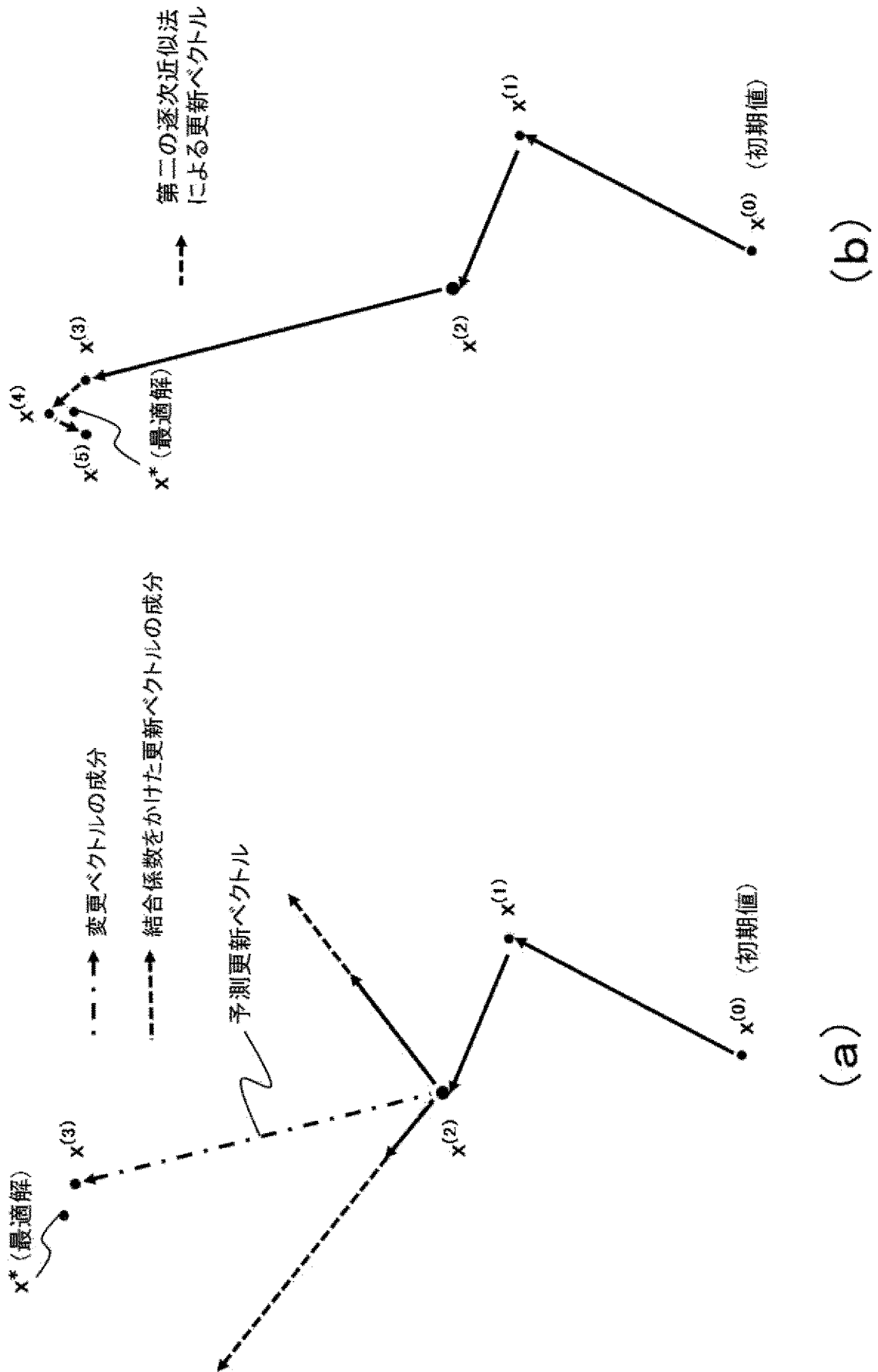
[図4]



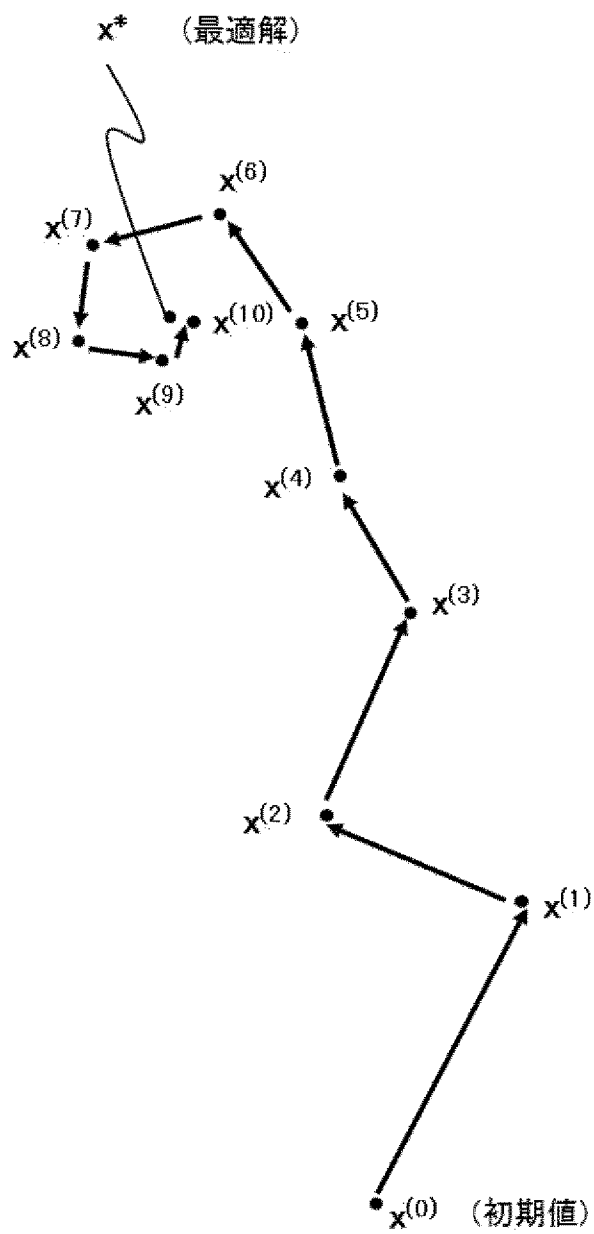
[図5]



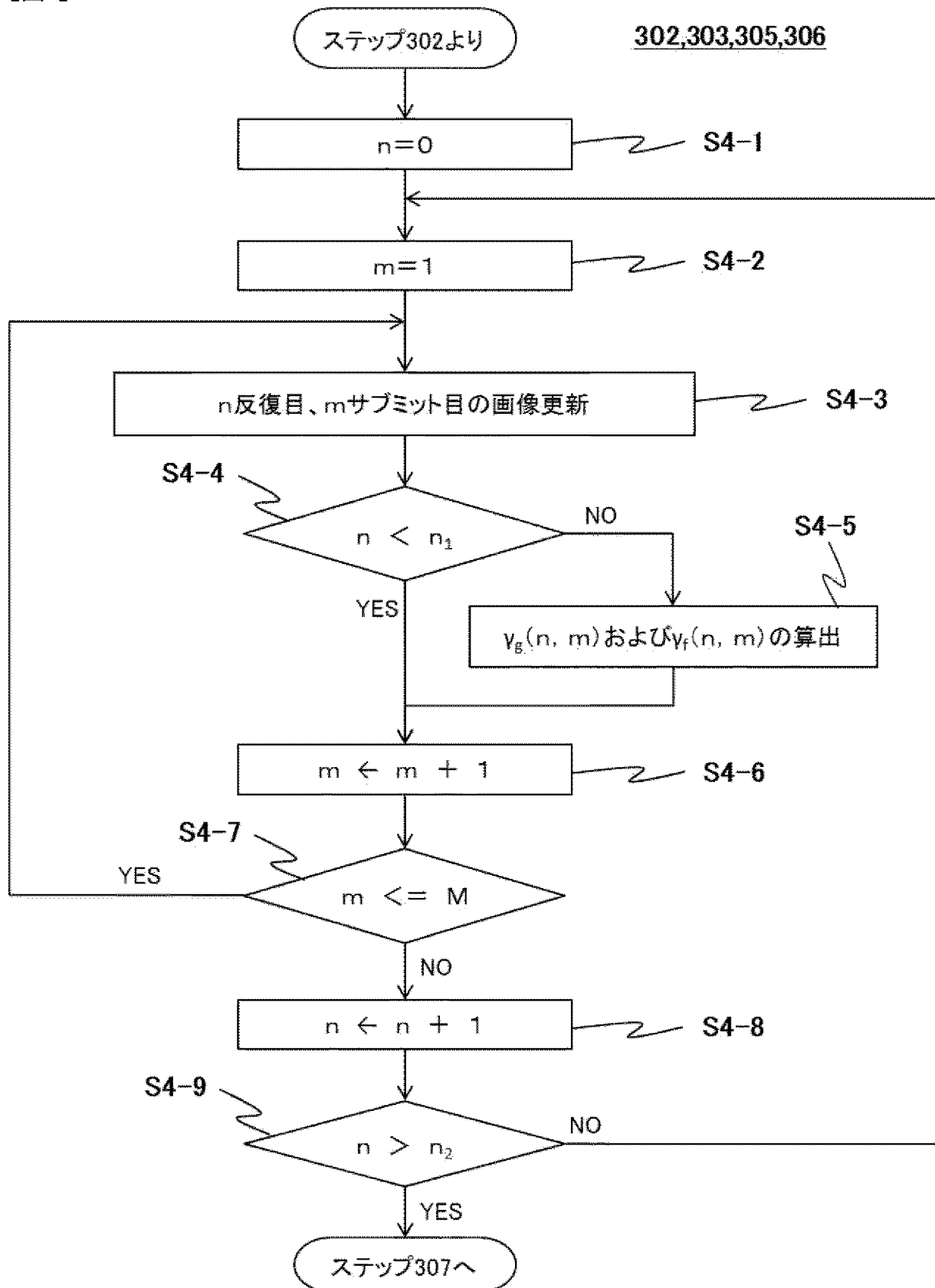
[図6]



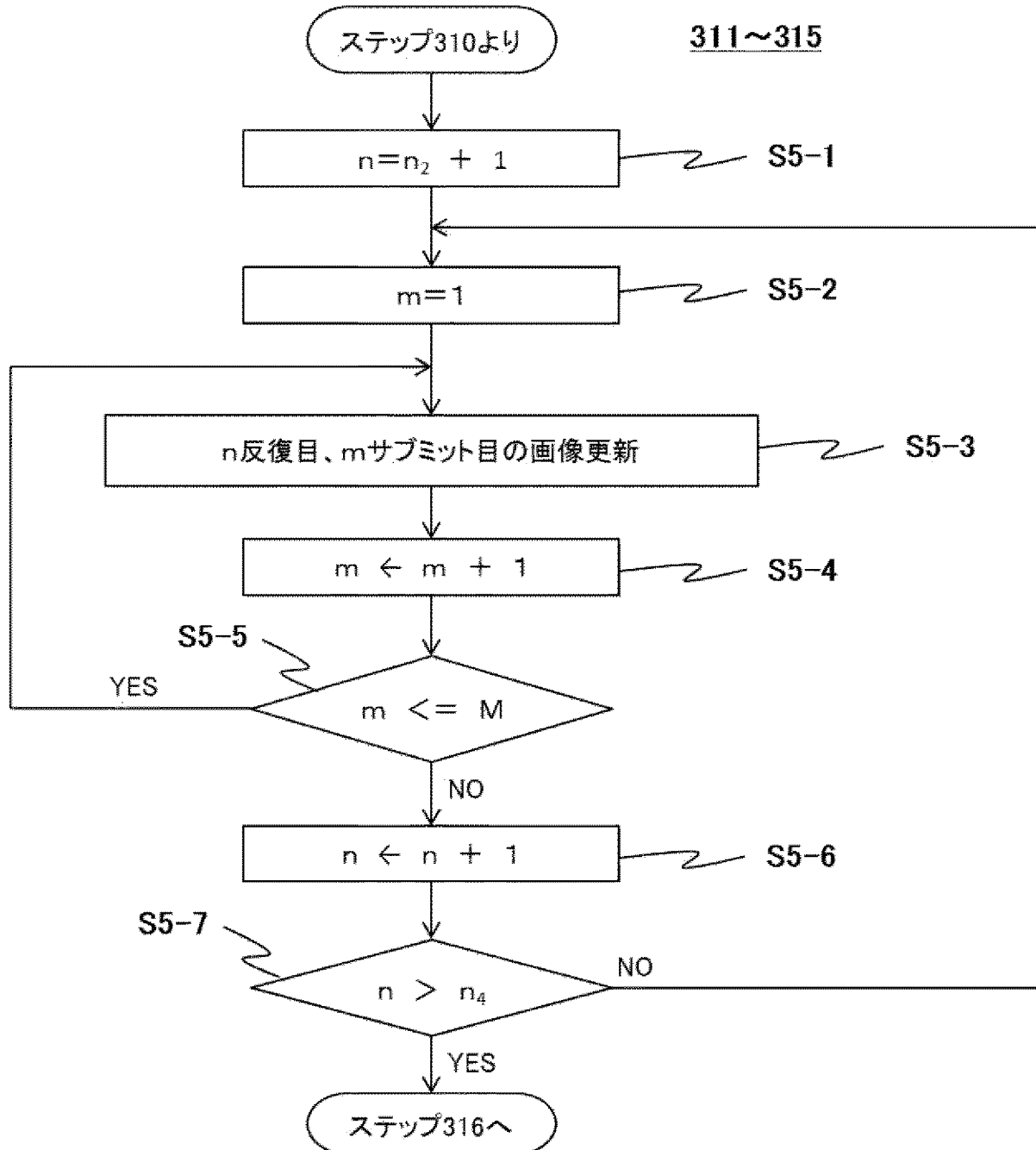
[図7]



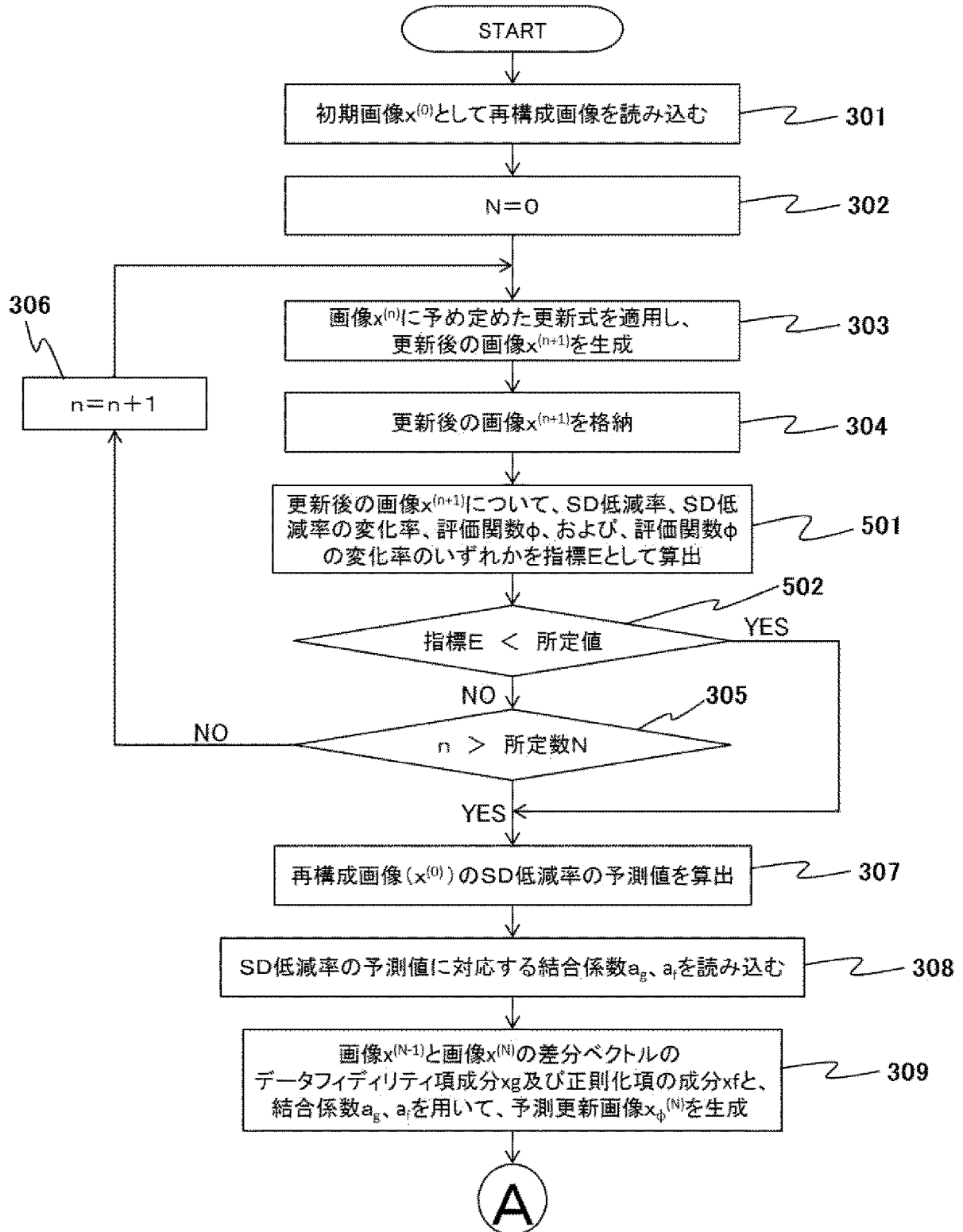
[図8]



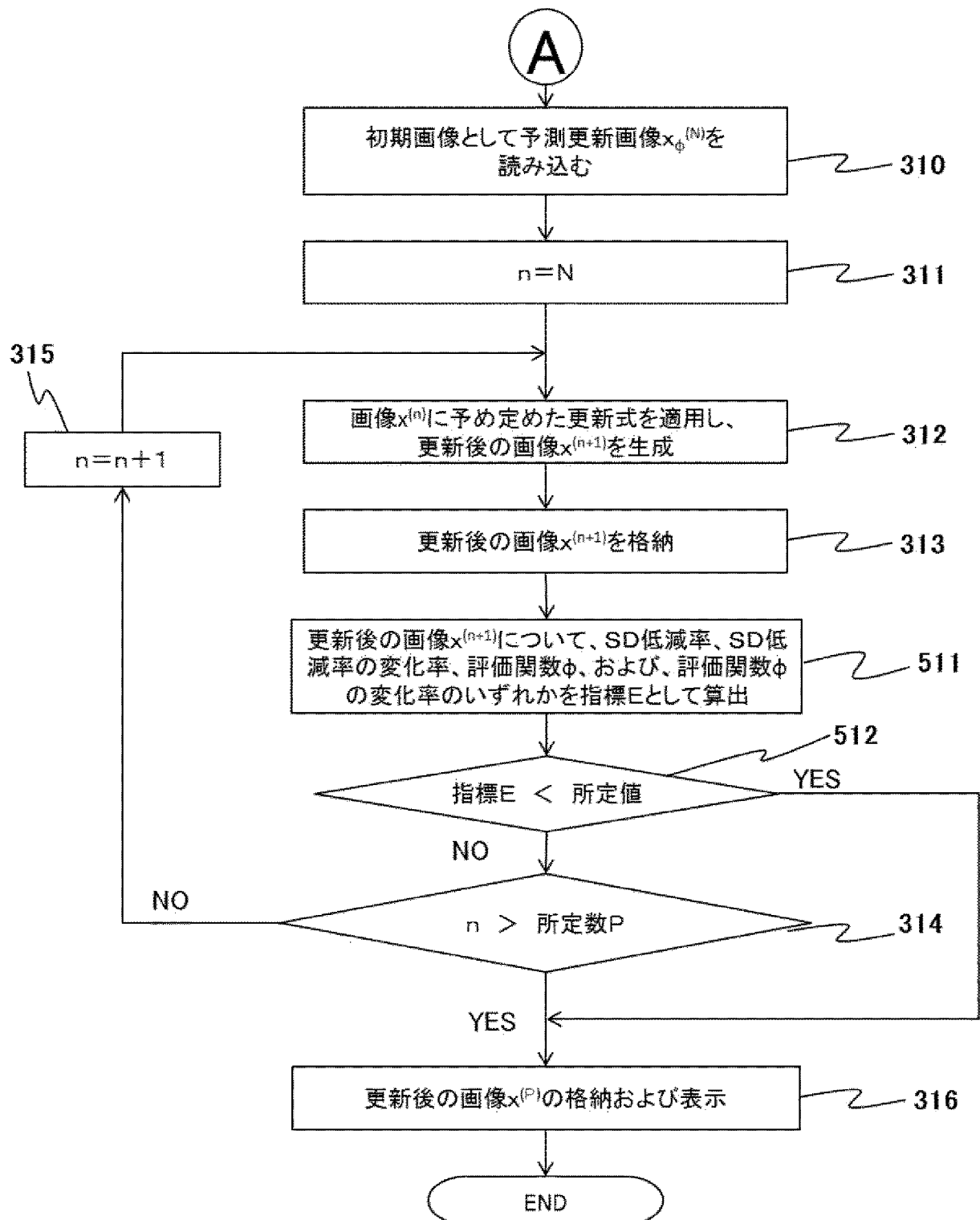
[図9]



[図10]



[図11]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2016/068470

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

A61B6/03(2006.01) i

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)

A61B6/03

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

Jitsuyo Shinan Koho	1922-1996	Jitsuyo Shinan Toroku Koho	1996-2016
Kokai Jitsuyo Shinan Koho	1971-2016	Toroku Jitsuyo Shinan Koho	1994-2016

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

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	JP 2015-80719 A (Toshiba Corp.), 27 April 2015 (27.04.2015), & US 2015/0117732 A1 & EP 2866203 A1 & CN 104545972 A	1-11
A	WO 2014/084291 A1 (Hitachi Medical Corp.), 05 June 2014 (05.06.2014), & US 2015/0297165 A1 & CN 104768468 A	1-11
A	WO 2012/050149 A1 (Hitachi Medical Corp.), 19 April 2012 (19.04.2012), & JP 5828841 B2 & US 2013/0177132 A1 & CN 103153192 A	1-11

☐ 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
12 September 2016 (12.09.16)

Date of mailing of the international search report
20 September 2016 (20.09.16)

Name and mailing address of the ISA/
Japan Patent Office
3-4-3, Kasumigaseki, Chiyoda-ku,
Tokyo 100-8915, Japan

Authorized officer

Telephone No.

A. 発明の属する分野の分類 (国際特許分類 (IPC))

Int.Cl. A61B6/03 (2006.01) i

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))

Int.Cl. 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	1971-2016年
日本国実用新案登録公報	1996-2016年
日本国登録実用新案公報	1994-2016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)

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	JP 2015-80719 A (株式会社東芝) 2015.04.27, & US 2015/0117732 A1 & EP 2866203 A1 & CN 104545972 A	1-11
A	WO 2014/084291 A1 (株式会社日立メディコ) 2014.06.05, & US 2015/0297165 A1 & CN 104768468 A	1-11
A	WO 2012/050149 A1 (株式会社日立メディコ) 2012.04.19, & JP 5828841 B2 & US 2013/0177132 A1 & CN 103153192 A	1-11

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	「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矛盾するものではなく、発明の原理又は理論の理解のために引用するもの
「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	「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
「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)	「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
「O」 口頭による開示、使用、展示等に言及する文献	「&」 同一パテントファミリー文献
「P」 国際出願日前で、かつ優先権の主張の基礎となる出願	

国際調査を完了した日

12.09.2016

国際調査報告の発送日

20.09.2016

国際調査機関の名称及びあて先

日本国特許庁 (ISA/J P)

郵便番号 100-8915

東京都千代田区霞が関三丁目4番3号

特許庁審査官 (権限のある職員)

湯本 照基

2 U

9404

電話番号 03-3581-1101 内線 3292