

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号  
特許第7280184号  
(P7280184)

(45)発行日 令和5年5月23日(2023.5.23)

(24)登録日 令和5年5月15日(2023.5.15)

|                   |                                  |          |                                                                                                   |
|-------------------|----------------------------------|----------|---------------------------------------------------------------------------------------------------|
| (51)国際特許分類        |                                  | F I      |                                                                                                   |
| A 6 1 B           | 6/03 (2006.01)                   | A 6 1 B  | 6/03 3 5 0 U                                                                                      |
| A 6 1 B           | 5/055(2006.01)                   | A 6 1 B  | 5/055 3 7 6                                                                                       |
| G 0 1 T           | 1/161(2006.01)                   | G 0 1 T  | 1/161 E                                                                                           |
| 請求項の数 71 (全54頁)   |                                  |          |                                                                                                   |
| (21)出願番号          | 特願2019-525981(P2019-525981)      | (73)特許権者 | 510336299<br>ウォルフラム アール. ヤーリッシュ<br>アメリカ合衆国 2 0 8 5 4 メリーラン<br>ド州 フォトマック キャンドルライト<br>レーン 1 1 1 0 2 |
| (86)(22)出願日       | 平成29年11月17日(2017.11.17)          | (74)代理人  | 100107456<br>弁理士 池田 成人                                                                            |
| (65)公表番号          | 特表2019-535405(P2019-535405<br>A) | (74)代理人  | 100162352<br>弁理士 酒巻 順一郎                                                                           |
| (43)公表日           | 令和1年12月12日(2019.12.12)           | (74)代理人  | 100123995<br>弁理士 野田 雅一                                                                            |
| (86)国際出願番号        | PCT/US2017/062369                | (72)発明者  | ウォルフラム アール. ヤーリッシュ<br>アメリカ合衆国, メリーランド州, フ<br>ォトマック, キャンドルライト レーン<br>1 1 1 0 2                     |
| (87)国際公開番号        | WO2018/094250                    |          |                                                                                                   |
| (87)国際公開日         | 平成30年5月24日(2018.5.24)            |          |                                                                                                   |
| 審査請求日             | 令和1年7月8日(2019.7.8)               |          |                                                                                                   |
| 審判番号              | 不服2022-8965(P2022-8965/J1)       |          |                                                                                                   |
| 審判請求日             | 令和4年6月10日(2022.6.10)             |          |                                                                                                   |
| (31)優先権主張番号       | 62/424,187                       |          |                                                                                                   |
| (32)優先日           | 平成28年11月18日(2016.11.18)          |          |                                                                                                   |
| (33)優先権主張国・地域又は機関 | 米国(US)                           |          |                                                                                                   |
| 最終頁に続く            |                                  | 最終頁に続く   |                                                                                                   |

(54)【発明の名称】 システム、データストレージデバイスおよび方法

(57)【特許請求の範囲】

【請求項1】

投影空間データを格納するための非一時的データストレージであって、前記投影空間データが観察対象の物体の密度領域内にあり、1つ又は複数の入力投影ピクセル及び1つ又は複数の予測投影空間ピクセルを含んでいる、非一時的データストレージと、

少なくとも1つのプロセッサを含んでいる画像再構成コンピュータであって、前記少なくとも1つのプロセッサが、

前記密度領域内の前記投影空間データを前記非一時的データストレージから受信することと、

前記密度領域内の前記1つ又は複数の入力投影ピクセル及び入力変換関数を使用して変換領域内の1つ又は複数の測定された変換ピクセルを計算すること（ボックス205）と、

前記密度領域内の前記1つ又は複数の予測投影空間ピクセル及び参照変換関数を使用して前記変換領域内の1つ又は複数の予測変換ピクセルを計算すること（ボックス210）と、

前記1つ又は複数の測定された変換ピクセルと前記1つ又は複数の予測変換ピクセルとの間の差異を使用して前記変換領域内の第1のピクセルイノベーション結果データを計算すること（ボックス215）と、

対応する入力ピクセル値及び参照ピクセル値に対する前記入力変換関数（f11）の反転傾斜及び前記参照変換関数（f12）の反転傾斜に基づくピクセルごとのイノベーションスケーリング行列（Z）を計算すること（ボックス220）と、

前記第1のピクセルイノベーション結果データと前記ピクセルごとのイノベーションスケーリング行列の対応する要素とのピクセルごとの積を使用して第2のピクセルイノベーション結果データを計算すること（ボックス220）と、

断層撮影再構成アルゴリズムを使用し、前記第2のピクセルイノベーション結果データに基づいて予備的変換物体更新データを計算すること（ボックス235）と、

ボクセルごとの更新スケーリング行列（L）の前記対応する要素を使用して前記予備的変換物体更新データをスケーリングすることによって、変換物体ボクセル密度更新推定値を計算すること（ボックス240）であって、前記変換物体ボクセル密度更新推定値の少なくとも1つのボクセルが、前記ボクセルごとの更新スケーリング行列の要素に関連付けられる、ことと、

前記変換物体ボクセル密度更新推定値を対応する変換先行ボクセルデータ推定値に加算することに基づく変換密度推定値を計算すること（ボックス245）と、

正の制約関数（g22）を使用して前記変換密度推定値を前記変換領域から前記密度領域に逆変換し、生のボクセル密度推定データを取得する、逆変換すること（ボックス250）と、

前記生のボクセル密度推定データを使用して、前記観察対象の物体を表す物体空間画像を再構成することと、

を実行するよう機能し、

前記入力変換関数（f11）及び前記参照変換関数（f12）が、線形関数又は非線形関数であり、

前記ボクセルごとの更新スケーリング行列（L）の要素が、前記正の制約関数（g22）の反転傾斜である、画像再構成コンピュータと、

を備えている、システム。

#### 【請求項2】

前記画像再構成コンピュータが、

ピクセルごとの補正ゲイン行列の要素を計算することであって、前記ピクセルごとの補正ゲイン行列の少なくとも1つの要素が、前記第2のピクセルイノベーション結果データ内の対応するピクセルに関連付けられる、ことと、

前記第2のピクセルイノベーション結果データと前記ピクセルごとの補正ゲイン行列とを使用して第3のピクセルイノベーション結果データを計算することであって、

前記予備的変換物体更新データが、前記断層撮影再構成アルゴリズム及び前記第3のピクセルイノベーション結果データを使用して計算される、ことと、  
を実行するようさらに機能する、請求項1に記載のシステム。

#### 【請求項3】

前記第1のピクセルイノベーション結果データ、前記第2のピクセルイノベーション結果データ、及び前記第3のピクセルイノベーション結果データが、影響関数を使用して処理され、

前記予備的変換物体更新データ及び前記変換物体ボクセル密度更新推定値が、影響関数を使用して処理される、請求項2に記載のシステム。

#### 【請求項4】

前記画像再構成コンピュータが、

前記生のボクセル密度推定データを処理して、（a）等しい又は増加したグリッド分解能、又は（b）等しい又は増加した密度値の分解能のうちの1つ又は複数に基づいて、1つ又は複数のボクセル推定値を作成する、処理すること（ボックス260）と、

投影プロセッサを使用して前記1つ又は複数のボクセルを処理することによって予測投影データを計算すること（ボックス275）と、

前記参照変換関数を前記予測投影データに適用して、前記1つ又は複数の予測変換ピクセルを取得する、適用すること（ボックス210）と、

を実行するようさらに機能する、請求項1に記載のシステム。

#### 【請求項5】

前記投影プロセッサが、少なくとも1つのシステムパラメータ又は物体パラメータを表す、請求項4に記載のシステム。

【請求項6】

前記画像再構成コンピュータが、  
物体構造情報を使用して、1つ又は複数の物体空間のボクセルのセットに基づいて、前のボクセル密度推定データを計算することであって、前記1つ又は複数の物体空間のボクセルのセットが、サイズが変化する、単一のグリッド点を含む複数の分解能のグリッドをカバーする、計算すること（ボックス260）と、

前記前のボクセル密度推定データを使用して前記変換先行ボクセルデータ推定値を計算すること（ボックス290）と、

を実行するようさらに機能する、請求項1に記載のシステム。

10

【請求項7】

前記画像再構成コンピュータが、

反復回数を計算して追跡し、事前に決定された制限する反復回数を使用して、ある分解能レベルでそれ以上の計算を終了することと、

反復を計算し、使用しているある分解能レベルで、データのノイズレベル又はその他の基準に関して、物体の投影残差データ又は体積データの誤差の縮小が満たされたときに、反復を終了することと、

ある分解能レベルで、反復を計算し、（i）十分な物体データに、非線形データ変換の小信号処理の基準が適用され、（ii）その後、終了の前に、反復回数が追加された後に、反復を終了することと、

20

を実行するようさらに機能する、請求項1に記載のシステム。

【請求項8】

投影空間データが、電磁（EM）エネルギー、X線エネルギー、粒子線、赤外線エネルギー、光エネルギー、又は振動エネルギーの投影収集プロセスのうちの少なくとも1つから、或いはその他のプロセスの出力から取得される、請求項1に記載のシステム。

【請求項9】

前記画像再構成コンピュータが、

ボクセルのセットについての投影値を計算することと、

逆投影値又はピクセルのセットについての値を表すボクセルを計算することと、

30

他の情報源を使用して残りのピクセル及びボクセルを計算することと、

ボクセルとピクセルの間の関数関係を使用するか、又は構築することと、

を実行するようさらに機能する、請求項1に記載のシステム。

【請求項10】

前記観察対象の物体を表す前記物体空間画像を受信するための出力デバイスをさらに備えており、前記出力デバイスが、データストレージデバイス、表示デバイス、印刷デバイス、又はコンピュータシステムのうちの少なくとも1つである、請求項1に記載のシステム。

【請求項11】

前記画像再構成コンピュータが、物体空間ボクセルデータのセット及び予測空間データのセットのうちの少なくとも1つを平滑化するようさらに機能する、請求項1に記載のシステム。

40

【請求項12】

前記物体空間画像、前記密度領域からの投影残差、又は前記変換領域からの残差のうちの少なくとも1つを受信するためのインベスティゲータコンピュータをさらに備えており、前記インベスティゲータコンピュータが、少なくとも1つのプロセッサを含んでおり、前記少なくとも1つのプロセッサが、

前記物体空間画像、前記密度領域からの前記投影残差、又は前記変換領域からの残差のうちの少なくとも1つからの診断情報の抽出を実行することと、

前記1つ又は複数の入力投影ピクセル、投影方向、投影の変形、投影生成システムのプ

50

ロセス、又は前記画像再構成コンピュータのうちの少なくとも1つを処理するためのパラメータを微調整することと、  
を実行するよう機能する、請求項1に記載のシステム。

【請求項13】

再帰的に、収束の後に、外部から制御可能な固定されたパラメータ成分の固定されたセットに関して、第1のイノベーションプロセス、投影残差、又は前記画像再構成コンピュータの物体データの期待値のうちの少なくとも1つから得られる性能の尺度を生成し、

前記画像再構成コンピュータの外部にある前記インベスティゲータコンピュータが、既知の参照物体と前記対応する計算された物体密度との間の前記差異を特徴付ける前記投影残差又は物体の残差のうちの少なくとも1つの特性を使用しながら、パラメータベクトルの制御可能な成分を、初期設定から、外部の目的に対して最低のコストを生成する設定に徐々に変更するようさらに機能する、請求項12に記載のシステム。

10

【請求項14】

前記パラメータベクトルが、少なくとも1つのシステムパラメータ又は物体パラメータを表す、請求項13に記載のシステム。

【請求項15】

前記画像再構成コンピュータが、

特定の反復内で、前記第1のピクセルイノベーション結果データの第1のイノベーション残差コスト関数を減らしながら、外部から制御可能な固定されたパラメータのセットに関して、観察対象の物体を再構成すること、

20

を実行するようさらに機能する、請求項1に記載のシステム。

【請求項16】

前記画像再構成コンピュータが、

投影残差の近傍領域を表すか又は前記近傍領域から得られるパラメータ或いは先験的パラメータを使用してロバストな推定影響関数で前記投影残差を処理することであり、前記パラメータが、局所的な入力測定値、予測値、システムの特性、及び先験的に期待される物体及び測定の特性の関数である、処理すること、

を実行するようさらに機能する、請求項1に記載のシステム。

【請求項17】

前記画像再構成コンピュータが、

選択範囲上の投影残差の平滑化、又は選択範囲上の前記投影残差のスケーリングのうちの少なくとも1つによって、前記投影残差を処理すること

30

を実行するようさらに機能する、請求項1に記載のシステム。

【請求項18】

前記入力変換関数が非線形入力変換関数であり、前記参照変換関数が非線形参照変換関数である、請求項1に記載のシステム。

【請求項19】

前記非線形入力変換関数及び前記非線形参照変換関数が、前記1つ又は複数の入力投影ピクセルの分散安定化関数である、請求項18に記載のシステム。

【請求項20】

前記画像再構成コンピュータが、

前記ボクセルごとの更新スケーリング行列を計算することであり、前記ボクセルごとの更新スケーリング行列の要素が、対応する変換密度推定値の前記正の制約関数のボクセルごとの要素を使用して、ボクセルごとの逆変換の要素の反転傾斜から計算される、計算すること、

40

を実行するようさらに機能する、請求項1に記載のシステム。

【請求項21】

前記入力変換関数が非線形入力変換関数であり、前記正の制約関数の全部又は一部が前記非線形入力変換関数の逆関数である、請求項1に記載のシステム。

【請求項22】

50

前記正の制約関数が、前記正の制約関数のデータ範囲の少なくとも1つの領域内の外部入力を満たす出力値を計算する、請求項1に記載のシステム。

【請求項23】

前記画像再構成コンピュータが、

前記ボクセルごとの更新スケーリング行列を計算することであり、前記ボクセルごとの更新スケーリング行列の要素が、前のボクセル密度推定データを変換先行ボクセルデータ推定値に変換するフィードバック関数の傾斜から計算される、計算すること、  
を実行するようにさらに機能する、請求項1に記載のシステム。

【請求項24】

前記画像再構成コンピュータが、

先行する物体密度のボクセルの予測を使用して、信頼性が低い、又は不足している投影空間データの一部を再計算又は補正すること、  
を実行するようさらに機能する、請求項1に記載のシステム。

【請求項25】

1つ又は複数のプロセッサを含んでいるコンピュータによって実行可能なソフトウェアコードを格納する非一時的データストレージデバイスであって、前記ソフトウェアコードが、

観察対象の物体の密度領域内の投影空間データを受信することであって、前記投影空間データが、1つ又は複数の入力投影ピクセル及び1つ又は複数の予測投影空間ピクセルを含んでいる、ことと、

前記密度領域内の前記1つ又は複数の入力投影ピクセル及び入力変換関数を使用して変換領域内の1つ又は複数の測定された変換ピクセルを計算すること（ボックス205）と、

前記密度領域内の前記1つ又は複数の予測投影空間ピクセル及び参照変換関数を使用して前記変換領域内の1つ又は複数の予測変換ピクセルを計算すること（ボックス210）と、

前記1つ又は複数の測定された変換ピクセルと前記1つ又は複数の予測変換ピクセルとの間の差異を使用して前記変換領域内の第1のピクセルイノベーション結果データを計算すること（ボックス215）と、

対応する入力ピクセル値及び参照ピクセル値に対する前記入力変換関数（ $f_{11}$ ）の反転傾斜及び前記参照変換関数（ $f_{12}$ ）の反転傾斜に基づくピクセルごとのイノベーションスケーリング行列（ $Z$ ）を計算すること（ボックス220）と、

前記第1のピクセルイノベーション結果データと前記ピクセルごとのイノベーションスケーリング行列の対応する要素とのピクセルごとの積を使用して第2のピクセルイノベーション結果データを計算すること（ボックス220）と、

断層撮影再構成アルゴリズムを使用し、前記第2のピクセルイノベーション結果データに基づいて予備的変換物体更新データを計算すること（ボックス235）と、

ボクセルごとの更新スケーリング行列（ $L$ ）の前記対応する要素を使用して前記予備的変換物体更新データをスケーリングすることによって、変換物体ボクセル密度更新推定値を計算すること（ボックス240）であって、前記変換物体ボクセル密度更新推定値の少なくとも1つのボクセルが、前記ボクセルごとの更新スケーリング行列の要素に関連付けられる、ことと、

前記変換物体ボクセル密度更新推定値を対応する変換先行ボクセルデータ推定値に加算することに基づく変換密度推定値を計算すること（ボックス245）と、

正の制約関数（ $g_{22}$ ）を使用して前記変換密度推定値を前記変換領域から前記密度領域に逆変換し、生のボクセル密度推定データを取得する、逆変換すること（ボックス250）と、

前記生のボクセル密度推定データを使用して、前記観察対象の物体を表す物体空間画像を再構成することと、

を実行し、

前記入力変換関数（ $f_{11}$ ）及び前記参照変換関数（ $f_{12}$ ）が、線形関数又は非線形関

10

20

30

40

50

数であり、

前記ボクセルごとの更新スケーリング行列（ $L$ ）の要素が、前記正の制約関数（ $g_{22}$ ）の反転傾斜である、非一時的データストレージデバイス。

【請求項 26】

少なくとも1つのプロセッサを含んでいる画像再構成コンピュータによって実行される画像再構成のための方法であって、

観察対象の物体の密度領域内の投影空間データを受信するステップであって、前記投影空間データが、1つ又は複数の入力投影ピクセル及び1つ又は複数の予測投影空間ピクセルを含んでいる、ステップと、

前記密度領域内の前記1つ又は複数の入力投影ピクセル及び入力変換関数を使用して変換領域内の1つ又は複数の測定された変換ピクセルを計算するステップ（ボックス205）と、

前記密度領域内の前記1つ又は複数の予測投影空間ピクセル及び参照変換関数を使用して前記変換領域内の1つ又は複数の予測変換ピクセルを計算するステップ（ボックス210）と、

前記1つ又は複数の測定された変換ピクセルと前記1つ又は複数の予測変換ピクセルとの間の差異を使用して前記変換領域内の第1のピクセルイノベーション結果データを計算するステップ（ボックス215）と、

対応する入力ピクセル値及び参照ピクセル値に対する前記入力変換関数（ $f_{11}$ ）の反転傾斜及び前記参照変換関数（ $f_{12}$ ）の反転傾斜に基づくピクセルごとのイノベーションスケーリング行列（ $Z$ ）を計算するステップ（ボックス220）と、

前記第1のピクセルイノベーション結果データと前記ピクセルごとのイノベーションスケーリング行列の対応する要素とのピクセルごとの積を使用して第2のピクセルイノベーション結果データを計算するステップ（ボックス220）と、

断層撮影再構成アルゴリズムを使用し、前記第2のピクセルイノベーション結果データに基づいて予備的変換物体更新データを計算するステップ（ボックス235）と、

ボクセルごとの更新スケーリング行列（ $L$ ）の前記対応する要素を使用して前記予備的変換物体更新データをスケーリングすることによって、変換物体ボクセル密度更新推定値を計算するステップ（ボックス240）であって、前記変換物体ボクセル密度更新推定値の少なくとも1つのボクセルが、前記ボクセルごとの更新スケーリング行列の要素に関連付けられる、ステップと、

前記変換物体ボクセル密度更新推定値を対応する変換先行ボクセルデータ推定値に加算することに基づく変換密度推定値を計算するステップ（ボックス245）と、

正の制約関数（ $g_{22}$ ）を使用して前記変換密度推定値を前記変換領域から前記密度領域に逆変換し、生のボクセル密度推定データを取得する、逆変換するステップ（ボックス250）と、

前記生のボクセル密度推定データを使用して、前記観察対象の物体を表す物体空間画像を再構成するステップと、

を含み、

前記入力変換関数（ $f_{11}$ ）及び前記参照変換関数（ $f_{12}$ ）が、線形関数又は非線形関数であり、

前記ボクセルごとの更新スケーリング行列（ $L$ ）の要素が、前記正の制約関数（ $g_{22}$ ）の反転傾斜である、方法。

【請求項 27】

前記ソフトウェアコードは、

ピクセルごとの補正ゲイン行列の要素を計算することであって、前記ピクセルごとの補正ゲイン行列の少なくとも1つの要素が、前記第2のピクセルイノベーション結果データ内の対応するピクセルに関連付けられる、ことと、

前記第2のピクセルイノベーション結果データと前記ピクセルごとの補正ゲイン行列とを使用して第3のピクセルイノベーション結果データを計算することであって、

10

20

30

40

50

前記予備的変換物体更新データが、前記断層撮影再構成アルゴリズム及び前記第3のピクセルイノベーション結果データを使用して計算される、ことと、  
をさらに実行するよう機能する、請求項25に記載の非一時的データストレージデバイス。  
【請求項28】

ピクセルごとの補正ゲイン行列の要素を計算するステップであって、前記ピクセルごとの補正ゲイン行列の少なくとも1つの要素が、前記第2のピクセルイノベーション結果データ内の対応するピクセルに関連付けられる、ステップと、

前記第2のピクセルイノベーション結果データと前記ピクセルごとの補正ゲイン行列とを使用して第3のピクセルイノベーション結果データを計算するステップであって、

前記予備的変換物体更新データが、前記断層撮影再構成アルゴリズム及び前記第3のピクセルイノベーション結果データを使用して計算される、ステップと、  
をさらに含む、請求項26に記載の方法。

【請求項29】

投影空間データを格納するための非一時的データストレージであって、前記投影空間データが観察対象の物体の密度領域内にあり、1つ又は複数の入力投影ピクセル及び1つ又は複数の予測投影空間ピクセルを含んでいる、非一時的データストレージと、

少なくとも1つのプロセッサを含んでいる画像再構成コンピュータであって、前記少なくとも1つのプロセッサが、

前記密度領域内の前記投影空間データを前記非一時的データストレージから受信することと、

前記密度領域内の前記1つ又は複数の入力投影ピクセル及び入力変換関数を使用して変換領域内の1つ又は複数の測定された変換ピクセルを計算すること（ボックス205）と、

前記密度領域内の前記1つ又は複数の予測投影空間ピクセル及び参照変換関数を使用して前記変換領域内の1つ又は複数の予測変換ピクセルを計算すること（ボックス210）と、

前記1つ又は複数の測定された変換ピクセルと前記1つ又は複数の予測変換ピクセルとの間の差異を使用して前記変換領域内の第1のピクセルイノベーション結果データを計算すること（ボックス215）と、

対応する入力ピクセル値及び参照ピクセル値に対する前記入力変換関数（ $f_{11}$ ）の反転傾斜及び前記参照変換関数（ $f_{12}$ ）の反転傾斜に基づくピクセルごとのイノベーションスケール行（ $Z$ ）を計算すること（ボックス220）と、

前記第1のピクセルイノベーション結果データと前記ピクセルごとのイノベーションスケール行（ $Z$ ）の対応する要素とのピクセルごとの積を使用して第2のピクセルイノベーション結果データを計算すること（ボックス220）と、

断層撮影再構成アルゴリズムを使用し、前記第2のピクセルイノベーション結果データに基づいて予備的変換物体更新データを計算すること（ボックス235）と、

ピクセルごとの更新スケール行（ $L$ ）の前記対応する要素を使用して前記予備的変換物体更新データをスケールすることによって、変換物体ピクセル密度更新推定値を計算すること（ボックス240）であって、前記変換物体ピクセル密度更新推定値の少なくとも1つのピクセルが、前記ピクセルごとの更新スケール行の要素に関連付けられる、ことと、

前記変換物体ピクセル密度更新推定値及び対応する変換先行ピクセルデータ推定値に基づく変換密度推定値を計算すること（ボックス245）と、

正の制約関数（ $g_{22}$ ）を使用して前記変換密度推定値を前記変換領域から前記密度領域に逆変換し、生のピクセル密度推定データを取得する、逆変換すること（ボックス250）と、

前記生のピクセル密度推定データを使用して、前記観察対象の物体を表す物体空間画像を再構成することと、

を実行するよう機能し、

前記入力変換関数（ $f_{11}$ ）及び前記参照変換関数（ $f_{12}$ ）が、線形関数又は非線形関数であり、

10

20

30

40

50

前記ボクセルごとの更新スケーリング行列（L）の要素が、前記正の制約関数（g 2 2）の反転傾斜である、画像再構成コンピュータと、  
を備えている、システム。

【請求項 3 0】

1つ又は複数のプロセッサを含んでいるコンピュータによって実行可能なソフトウェアコードを格納する非一時的データストレージデバイスであって、前記ソフトウェアコードが、

観察対象の物体の密度領域内の投影空間データを受信することであって、前記投影空間データが、1つ又は複数の入力投影ピクセル及び1つ又は複数の予測投影空間ピクセルを含んでいる、ことと、

前記密度領域内の前記1つ又は複数の入力投影ピクセル及び入力変換関数を使用して変換領域内の1つ又は複数の測定された変換ピクセルを計算すること（ボックス205）と、

前記密度領域内の前記1つ又は複数の予測投影空間ピクセル及び参照変換関数を使用して前記変換領域内の1つ又は複数の予測変換ピクセルを計算すること（ボックス210）と、

前記1つ又は複数の測定された変換ピクセルと前記1つ又は複数の予測変換ピクセルとの間の差異を使用して前記変換領域内の第1のピクセルイノベーション結果データを計算すること（ボックス215）と、

対応する入力ピクセル値及び参照ピクセル値に対する前記入力変換関数（f 1 1）の反転傾斜及び前記参照変換関数（f 1 2）の反転傾斜に基づくピクセルごとのイノベーションスケーリング行列（Z）を計算すること（ボックス220）と、

前記第1のピクセルイノベーション結果データと前記ピクセルごとのイノベーションスケーリング行列（Z）の対応する要素とのピクセルごとの積を使用して第2のピクセルイノベーション結果データを計算すること（ボックス220）と、

断層撮影再構成アルゴリズムを使用し、前記第2のピクセルイノベーション結果データに基づいて予備的変換物体更新データを計算すること（ボックス235）と、

ボクセルごとの更新スケーリング行列（L）の前記対応する要素を使用して前記予備的変換物体更新データをスケーリングすることによって、変換物体ボクセル密度更新推定値を計算すること（ボックス240）であって、前記変換物体ボクセル密度更新推定値の少なくとも1つのボクセルが、前記ボクセルごとの更新スケーリング行列の要素に関連付けられる、ことと、

前記変換物体ボクセル密度更新推定値及び対応する変換先行ボクセルデータ推定値に基づく変換密度推定値を計算すること（ボックス245）と、

正の制約関数（g 2 2）を使用して前記変換密度推定値を前記変換領域から前記密度領域に逆変換し、生のボクセル密度推定データを取得する、逆変換すること（ボックス250）と、

前記生のボクセル密度推定データを使用して、前記観察対象の物体を表す物体空間画像を再構成することと、

を実行し、

前記入力変換関数（f 1 1）及び前記参照変換関数（f 1 2）が、線形関数又は非線形関数であり、

前記ボクセルごとの更新スケーリング行列（L）の要素が、前記正の制約関数（g 2 2）の反転傾斜である、非一時的データストレージデバイス。

【請求項 3 1】

少なくとも1つのプロセッサを含んでいる画像再構成コンピュータによって実行される画像再構成のための方法であって、

観察対象の物体の密度領域内の投影空間データを受信するステップであって、前記投影空間データが、1つ又は複数の入力投影ピクセル及び1つ又は複数の予測投影空間ピクセルを含んでいる、ステップと、

前記密度領域内の前記1つ又は複数の入力投影ピクセル及び入力変換関数を使用して変

10

20

30

40

50

換領域内の1つ又は複数の測定された変換ピクセルを計算するステップ (ボックス205) と、

前記密度領域内の前記1つ又は複数の予測投影空間ピクセル及び参照変換関数を使用して前記変換領域内の1つ又は複数の予測変換ピクセルを計算するステップ (ボックス210) と、

前記1つ又は複数の測定された変換ピクセルと前記1つ又は複数の予測変換ピクセルとの間の差異を使用して前記変換領域内の第1のピクセルイノベーション結果データを計算するステップ (ボックス215) と、

対応する入力ピクセル値及び参照ピクセル値に対する前記入力変換関数 ( $f_{11}$ ) の反転傾斜及び前記参照変換関数 ( $f_{12}$ ) の反転傾斜に基づくピクセルごとのイノベーションスケーリング行列 ( $Z$ ) を計算するステップ (ボックス220) と、

前記第1のピクセルイノベーション結果データと前記ピクセルごとのイノベーションスケーリング行列 ( $Z$ ) の対応する要素とのピクセルごとの積を使用して第2のピクセルイノベーション結果データを計算するステップ (ボックス220) と、

断層撮影再構成アルゴリズムを使用し、前記第2のピクセルイノベーション結果データに基づいて予備的変換物体更新データを計算するステップ (ボックス235) と、

ボクセルごとの更新スケーリング行列 ( $L$ ) の前記対応する要素を使用して前記予備的変換物体更新データをスケーリングすることによって、変換物体ボクセル密度更新推定値を計算するステップ (ボックス240) であって、前記変換物体ボクセル密度更新推定値の少なくとも1つのボクセルが、前記ボクセルごとの更新スケーリング行列の要素に関連付けられる、ステップと、

前記変換物体ボクセル密度更新推定値及び対応する変換先行ボクセルデータ推定値に基づく変換密度推定値を計算するステップ (ボックス245) と、

正の制約関数 ( $g_{22}$ ) を使用して前記変換密度推定値を前記変換領域から前記密度領域に逆変換し、生のボクセル密度推定データを取得する、逆変換するステップ (ボックス250) と、

前記生のボクセル密度推定データを使用して、前記観察対象の物体を表す物体空間画像を再構成するステップと、

を含み、

前記入力変換関数 ( $f_{11}$ ) 及び前記参照変換関数 ( $f_{12}$ ) が、線形関数又は非線形関数であり、

前記ボクセルごとの更新スケーリング行列 ( $L$ ) の要素が、前記正の制約関数 ( $g_{22}$ ) の反転傾斜である、方法。

#### 【請求項32】

投影空間情報を格納するための非一時的データストレージであって、前記投影空間情報が観察対象の物体の密度領域内にあり、1つ又は複数の入力投影ピクセル及び1つ又は複数の予測投影空間ピクセルを含んでいる、非一時的データストレージと、

少なくとも1つのプロセッサを含んでいる画像再構成コンピュータであって、前記少なくとも1つのプロセッサが、

前記投影空間情報を前記非一時的データストレージから受信することと、

前記密度領域内の投影空間データに前記投影空間情報を変換すること (ボックス200) と、

前記密度領域内の前記1つ又は複数の入力投影ピクセル、前記投影空間データ、線形又は非線形の変換関数及び断層撮影再構成アルゴリズムを使用して予備的変換物体密度更新データを計算すること (ボックス235) と、

ボクセル密度の非線形変換のセットから得られたゲインを有するボクセルごとの更新スケーリング行列 ( $L$ ) と、対応する変換ボクセル密度の非線形逆変換のセットの反転傾斜とを使用して前記予備的変換物体密度更新データをスケーリングすることによって、変換物体ボクセル密度更新データを計算すること (ボックス240) と、

前記変換物体ボクセル密度更新データを、先行する反復からの変換先行ボクセルデータ

10

20

30

40

50

推定値と累算して変換物体ボクセル密度推定値を形成する、累算すること（ボックス245）と、

正の制約関数（g22）を使用して前記変換物体ボクセル密度推定値を変換することによってボクセル密度データを計算すること（ボックス250）と、

前記ボクセル密度データを単位遅延時間だけ遅らせて、前のボクセル密度データを取得する、遅らせること（ボックス265）と、

変換物体の参照関数（f21）を使用して前記前のボクセル密度データを変換して、変換先行ボクセルデータ推定データを取得する、変換すること（ボックス290）と、

前のボクセル密度推定データを使用して、前記観察対象の物体を表す物体空間画像を再構成することと、

を実行するよう機能し、

前記正の制約関数（g22）及び前記変換物体の参照関数（f21）が、相互に逆関数であり、

前記ボクセルごとの更新スケーリング行列（L）の要素が、前記正の制約関数（g22）の反転傾斜である、画像再構成コンピュータと、

を備えている、システム。

【請求項33】

前記画像再構成コンピュータが、

前記ボクセル密度データを遅らせることの前に、物体構造情報を使用して前記ボクセル密度データを再推定すること（ボックス260）

を実行するようさらに機能する、請求項32に記載のシステム。

【請求項34】

前記予備的変換物体密度更新データ及び前記変換物体ボクセル密度更新データのうち少なくとも1つが、影響関数を使用して計算される、請求項32に記載のシステム。

【請求項35】

前記画像再構成コンピュータが、

投影残差の近傍領域を表すか又は前記近傍領域から得られるパラメータ或いは先験的パラメータを使用してロバストな推定影響関数で前記投影残差を処理することであり、前記パラメータが、局所的な入力測定値、予測値、システムの特性、又は先験的に期待される物体及び測定の特性のうちの1つ又は複数の関数である、処理すること、

を実行するようさらに機能する、請求項32に記載のシステム。

【請求項36】

前記画像再構成コンピュータが、

選択範囲上の投影残差の平滑化、又は選択範囲上の前記投影残差のスケーリングのうちの少なくとも1つによって、前記投影残差を処理すること

を実行するようさらに機能する、請求項32に記載のシステム。

【請求項37】

前記予備的変換物体密度更新データが、非線形変換、ピクセルごとのイノベーションスケーリング行列、及び前記断層撮影再構成アルゴリズムに基づき計算される、請求項32に記載のシステム。

【請求項38】

前記予備的変換物体密度更新データが、ピクセルごとの信号データのゲインを使用した再構成アルゴリズムに基づき計算される、請求項32に記載のシステム。

【請求項39】

前記予備的変換物体密度更新データが、

ピクセルごとのイノベーションスケーリングマッチング行列、及び

対応するピクセル位置の近傍領域内の密度領域ピクセル値の非線形参照変換関数の反転傾斜と、非線形入力変換関数の反転傾斜との重み付きの組合せに基づき計算される、請求項32に記載のシステム。

【請求項40】

10

20

30

40

50

前記ボクセル密度データが、前記正の制約関数を使用して前記変換物体ボクセル密度推定値を前記密度領域に逆変換することにより計算される、請求項 3 2 に記載のシステム。

【請求項 4 1】

前記ボクセル密度推定データは、(a) 等しい又は増加したグリッド分解能、又は (b) 等しい又は増加した密度値の分解能のうちの 1 つ又は複数に基づき 1 つ又は複数のボクセルを作成するために前記ボクセル密度データを後処理することによって計算される、請求項 3 2 に記載のシステム。

【請求項 4 2】

投影空間データが、電磁 (EM) エネルギー、X 線エネルギー、粒子線、赤外線エネルギー、光エネルギー、又は振動エネルギーの投影収集プロセスのうちの少なくとも 1 つから、或いはその他のプロセスの出力から取得される、請求項 3 2 に記載のシステム。

【請求項 4 3】

前記観察対象の物体を表す前記物体空間画像を受信する出力デバイスであって、該出力デバイスが、データストレージデバイス、表示デバイス、印刷デバイス又はコンピュータシステムのうちの少なくとも 1 つである、出力デバイスをさらに備える請求項 3 2 に記載のシステム。

【請求項 4 4】

前記予備的変換物体密度更新データが、非線形変換関数に基づき計算される、請求項 3 2 に記載のシステム。

【請求項 4 5】

前記非線形変換関数が、前記 1 つ又は複数の入力投影ピクセルの分散安定化関数である、請求項 4 4 に記載のシステム。

【請求項 4 6】

前記非線形変換の傾きが、前記非線形変換の予測の関数入力値及び先の関数入力値の近傍領域から計算される、請求項 4 4 に記載のシステム。

【請求項 4 7】

前記画像再構成コンピュータが、先行する物体密度ボクセルの予測を使用して信頼性の低い投影空間データ又は不足している投影空間データの一部を再計算すること又は補正することを実行するようさらに機能する、請求項 3 2 に記載のシステム。

【請求項 4 8】

前記ボクセル密度データについての初期のボクセル密度データが、前記投影空間データに基づき推定される、請求項 3 2 に記載のシステム。

【請求項 4 9】

前記予備的変換物体密度更新データがピクセルごとのイノベーションゲイン行列に基づき計算され、

前記ピクセルごとのイノベーションゲイン行列が、連続的な非線形関数の傾き特性とピクセル及び近傍ピクセルのイノベーション結果データに基づき計算される、請求項 3 2 に記載のシステム。

【請求項 5 0】

前記予備的変換物体密度更新データが、ピクセル及び近傍ピクセルのイノベーション結果の連続的な特性を使用した直列のイノベーションゲイン行列に基づき計算される、請求項 3 2 に記載のシステム。

【請求項 5 1】

1 つ又は複数のプロセッサを含んでいるコンピュータによって実行可能なソフトウェアコードを格納する非一時的データストレージデバイスであって、前記ソフトウェアコードが、

観察対象の物体の密度領域内の投影空間情報を受信することであって、前記投影空間情報が、1 つ又は複数の入力投影ピクセル及び 1 つ又は複数の予測投影空間ピクセルを含んでいる、ことと、

10

20

30

40

50

前記密度領域内の投影空間データに前記投影空間情報を変換すること（ボックス200）と、

前記密度領域内の前記1つ又は複数の入力投影ピクセル、前記投影空間データ、線形又は非線形の変換関数及び断層撮影再構成アルゴリズムを使用して予備的変換物体密度更新データを計算すること（ボックス235）と、

ボクセル密度の非線形変換のセットから得られたゲインを有するボクセルごとの更新スケーリング行列（L）と、対応する変換ボクセル密度の非線形逆変換のセットの反転傾斜とを使用して前記予備的変換物体密度更新データをスケーリングすることによって、変換物体ボクセル密度更新データを計算すること（ボックス240）と、

前記変換物体ボクセル密度更新データを、先行する反復からの変換先行ボクセルデータ推定値と累算して変換物体ボクセル密度推定値を形成する、累算すること（ボックス245）と、

正の制約関数（g22）を使用して前記変換物体ボクセル密度推定値を変換することによってボクセル密度データを計算すること（ボックス250）と、

前記ボクセル密度データを単位遅延時間だけ遅らせて、前のボクセル密度データを取得する、遅らせること（ボックス265）と、

変換物体の参照関数（f21）を使用して前記前のボクセル密度データを変換して、変換先行ボクセルデータ推定データを取得する、変換すること（ボックス290）と、

前のボクセル密度推定データを使用して、前記観察対象の物体を表す物体空間画像を再構成することと、

を実行し、

前記正の制約関数（g22）及び前記変換物体の参照関数（f21）が、相互に逆関数であり、

前記ボクセルごとの更新スケーリング行列（L）の要素が、前記正の制約関数（g22）の反転傾斜である、非一時的データストレージデバイス。

#### 【請求項52】

少なくとも1つのプロセッサを含んでいる画像再構成コンピュータによって実行される画像再構成のための方法であって、

観察対象の物体の密度領域内の投影空間情報を受信するステップであって、前記投影空間情報が、1つ又は複数の入力投影ピクセル及び1つ又は複数の予測投影空間ピクセルを含んでいる、ステップと、

前記密度領域内の投影空間データに前記投影空間情報を変換するステップ（ボックス200）と、

前記密度領域内の前記1つ又は複数の入力投影ピクセル、前記投影空間データ、線形又は非線形の変換関数及び断層撮影再構成アルゴリズムを使用して予備的変換物体密度更新データを計算するステップ（ボックス235）と、

ボクセル密度の非線形変換のセットから得られたゲインを有するボクセルごとの更新スケーリング行列（L）と、対応する変換ボクセル密度の非線形逆変換のセットの反転傾斜とを使用して前記予備的変換物体密度更新データをスケーリングすることによって、変換物体ボクセル密度更新データを計算するステップ（ボックス240）と、

前記変換物体ボクセル密度更新データを、先行する反復からの変換先行ボクセルデータ推定値と累算して変換物体ボクセル密度推定値を形成する、累算するステップ（ボックス245）と、

正の制約関数（g22）を使用して前記変換物体ボクセル密度推定値を変換することによってボクセル密度データを計算するステップ（ボックス250）と、

前記ボクセル密度データを単位遅延時間だけ遅らせて、前のボクセル密度データを取得する、遅らせるステップ（ボックス265）と、

変換物体の参照関数（f21）を使用して前記前のボクセル密度データを変換して、変換先行ボクセルデータ推定データを取得する、変換するステップ（ボックス290）と、

前のボクセル密度推定データを使用して、前記観察対象の物体を表す物体空間画像を再

10

20

30

40

50

構成するステップと、  
を含み、

前記正の制約関数（ $g_{22}$ ）及び前記変換物体の参照関数（ $f_{21}$ ）が、相互に逆関数であり、

前記ボクセルごとの更新スケーリング行列（ $L$ ）の要素が、前記正の制約関数（ $g_{22}$ ）の反転傾斜である、方法。

【請求項 53】

前記予備的変換物体更新データ及び前記変換物体ボクセル密度更新推定値のうちの少なくとも1つが、影響関数を使用して計算される、請求項 1 に記載のシステム。

【請求項 54】

前記画像再構成コンピュータが、

フィルタを前記予測投影データに適用して、平滑化された予測投影データを取得する、適用すること（ボックス 285）

を実行するようにさらに機能し、

前記1つ又は複数の予測変換ピクセルを取得するために、前記参照変換関数が、前記平滑化された予測投影データに適用される（ボックス 210）、請求項 4 に記載のシステム。

【請求項 55】

前記画像再構成コンピュータが、

前記物体空間画像を再構成することの前に、物体構造情報を使用して前記生のボクセル密度推定データを再推定すること（ボックス 260）

を実行するようにさらに機能する、請求項 1 に記載のシステム。

【請求項 56】

特定の反復が、統計的尺度又はコスト基準に基づいて終了可能である、請求項 15 に記載のシステム。

【請求項 57】

前記予備的変換物体更新データ及び前記変換物体ボクセル密度更新推定値のうちの少なくとも1つが、影響関数を使用して計算される、請求項 25 に記載の非一時的データストレージデバイス。

【請求項 58】

前記ソフトウェアコードが、

前記物体空間画像を再構成することの前に、物体構造情報を使用して前記生のボクセル密度推定データを再推定すること（ボックス 260）

をさらに実行可能である、請求項 25 に記載の非一時的データストレージデバイス。

【請求項 59】

前記予備的変換物体更新データ及び前記変換物体ボクセル密度更新推定値のうちの少なくとも1つが、影響関数を使用して計算される、請求項 26 に記載の方法。

【請求項 60】

前記方法が、

前記物体空間画像を再構成するステップの前に、物体構造情報を使用して前記生のボクセル密度推定データを再推定するステップ（ボックス 260）

をさらに含む、請求項 26 に記載の方法。

【請求項 61】

前記予備的変換物体更新データ及び前記変換物体ボクセル密度更新推定値のうちの少なくとも1つが、影響関数を使用して計算される、請求項 29 に記載のシステム。

【請求項 62】

前記画像再構成コンピュータが、

前記物体空間画像を再構成することの前に、物体構造情報を使用して前記生のボクセル密度推定データを再推定すること（ボックス 260）

を実行するようにさらに機能する、請求項 29 に記載のシステム。

【請求項 63】

10

20

30

40

50

前記予備的変換物体更新データ及び前記変換物体ボクセル密度更新推定値のうちの少なくとも1つが、影響関数を使用して計算される、請求項30に記載の非一時的データストレージデバイス。

【請求項64】

前記予備的変換物体更新データ及び前記変換物体ボクセル密度更新推定値のうちの少なくとも1つが、影響関数を使用して計算される、請求項31に記載の方法。

【請求項65】

前記予備的変換物体密度更新データ及び前記変換物体ボクセル密度更新データのうちの少なくとも1つが、影響関数を使用して計算される、請求項51に記載の非一時的データストレージデバイス。

【請求項66】

前記ソフトウェアコードが、

前記ボクセル密度データを遅らせることの前に、物体構造情報を使用して前記ボクセル密度データを再推定すること（ボックス260）

をさらに実行可能である、請求項51に記載の非一時的データストレージデバイス。

【請求項67】

前記予備的変換物体密度更新データ及び前記変換物体ボクセル密度更新データのうちの少なくとも1つが、影響関数を使用して計算される、請求項52に記載の方法。

【請求項68】

前記方法が、

前記ボクセル密度データを遅らせることの前に、物体構造情報を使用して前記ボクセル密度データを再推定するステップ（ボックス260）

をさらに含む、請求項52に記載の方法。

【請求項69】

前記入力変換関数及び前記参照変換関数が、関数の同一のセットの対である、請求項1に記載のシステム。

【請求項70】

前記入力変換関数及び前記参照変換関数が、関数の同一のセットの対である、請求項29に記載のシステム。

【請求項71】

前記入力変換関数及び前記参照変換関数が、関数の同一のセットの対である、請求項31に記載の方法。

【発明の詳細な説明】

【関連出願の相互参照】

【0001】

[0001]本特許出願は、2016年11月18日に出願された米国特許出願第62/424,187号、及び2016年11月23日に出願された米国特許出願第62/426,065号の優先権を請求し、これらの米国特許出願の内容全体は、両方とも参照によって本明細書に組み込まれる。

【発明の分野】

【0002】

[0002]本発明は、画像再構成の分野に関連している。

【発明の背景】

【0003】

[0003]断層撮影（ある領域（ピクセルとして表される）の $m$ 次元の投影に基づく $n$ 次元空間のその領域内の密度（ボクセルとして表される）の計算（推定）（通常は、 $0 < m < n$ ））は、線形のフィルタ補正逆投影（FBP: *filtered back-projection*）法及び高速フーリエ変換（FFT: *fast Fourier transform*）法、並びに最新の非線形の反復再構成（IR: *iterative reconstruction*）（代数的再構成法（ART: *Algebraic Recons*

10

20

30

40

50

struction Technique)、同時反復代数的再構成法(SIRT及びSART: Simultaneous Iterative Algebraic Reconstruction Technique)、及びモデルベース反復再構成(MBIR: Model Based Iterative Reconstruction)など)という2つの主要なカテゴリに分類される。しかし、最新の断層撮影の設定からの画像再構成は、通常、非線形の推定の使用に起因して、複雑である。断層撮影の設定は、1つの投影が2,000ピクセル(1次元)~4,000×4,000ピクセル(2次元)程度を含んでいる場合、 $10^6 \sim 10^{10}$ 個の画素(すなわち、ボクセル)の計算を必要とすることが多い。

【0004】

[0004]FBPに関連する重大な欠陥として、限定された定量的精度を実現するために、多数の投影が必要になることが挙げられる。投影の数は、通常、数百又は数千になるが、投影は、可能な限り効率的に使用されているわけではない。

【0005】

[0005]IR法の利点として、FBPに従うときに、再構成誤差を減らすことができることが挙げられる。関連する処理手法(特に、線形手法及びロバスト手法)及びそれらの具体的な利点の概要が、Sunnegardh[15]に記載されている。さらに、IRは、制約を考慮することができ、特に、密度の推定値が非負になることを保証することができる。最適な物体再構成を見つけるには、すべての再構成誤差の合計である目的関数を最小化する必要がある。最適な再構成を見つけるには、各ボクセルに対する処理が必要である。目的関数は、最低誤差の近くでは、通常、目的関数の二次導関数を表すヘッシアン行列で表され得る。断層撮影では、どの次元においても1,000ボクセル以上である3次元体積( $1,000 \times 1,000 \times 1,000 = 10^9$ ボクセル以上に相当する)の場合、このヘッシアンは、 $10^9 \times 10^9 = 10^{18}$ 以上の要素を含むことがある。しかし、このような多数の要素を格納し、操作することは、現在のコンピュータ及び予測可能な将来のシステムの能力の限界を超えている。

【0006】

[0006]これまで、すべての市販のIRシステムの性能は、このヘッシアン行列の特性によって制限されてきた。準ニュートン法を使用する反復は、ヘッシアン行列の評価を回避する。それらの手法の場合、ヘッシアンの最大固有値に対処する最小化ステップを識別する傾向がある。このために、初期FBPの後に、反復改良が続く。しかし、画像再構成用のヘッシアン行列のサイズが大きいため、改良中に、ヘッシアン行列の構造(及び、ヘッシアン行列の逆行列の構造)が、通常は無視されるか、又は不完全に近似される。さらに、ヘッシアンの固有値の広範な分布のため、現在の最適化手法は、ある反復回数(通常は、数十回~数千回)を超えると改善を示さなくなる傾向があり、いつかの大きい固有値のみに対処することがある。

【0007】

[0007]しかし、これらのアルゴリズムのマルチグリッドの変形は、役立つことがあるが、細かいグリッドに関連するヘッシアンのサイズのため、やはり最終的に失敗する。マルチグリッドの分解能とは、本明細書では、反復が実行されるにつれて徐々に細くなる分解能を使用することを指す。

【0008】

[0008]さらに、例えば、物体の変形、X線画像化の場合のビームハードニング及び散乱、又は磁気共鳴画像法(MRI: magnetic resonance imaging)の場合の電磁界歪を特徴付ける、数十個又は数百個のシステムパラメータにおけるシステムの不確実性も、測定データの非一貫性を増大させることがある。

【概要】

【0009】

[0009]本発明の一部の実施形態に従うシステムは、投影空間データを格納するための非一時的データストレージであって、この投影空間データが観察対象の物体の密度領域内に

10

20

30

40

50

あり、1つ又は複数の入力投影ピクセル及び1つ又は複数の予測投影空間ピクセルを含んでいる、非一時的データストレージと、少なくとも1つのプロセッサを含んでいる画像再構成コンピュータであって、この少なくとも1つのプロセッサが、密度領域内の投影空間データを非一時的データストレージから受信することと、密度領域内の1つ又は複数の入力投影ピクセル及び入力変換関数を使用して変換領域内の1つ又は複数の測定された変換ピクセルを計算することと、密度領域内の1つ又は複数の予測投影空間ピクセル及び参照変換関数を使用して変換領域内の1つ又は複数の予測変換ピクセルを計算することと、1つ又は複数の測定された変換ピクセルと1つ又は複数の予測変換ピクセルの間の差異を使用して変換領域内の第1のピクセルイノベーション結果データを計算することと、対応する入力ピクセル値及び参照ピクセル値に対して入力変換関数の反転傾斜及び参照変換関数の反転傾斜を使用してピクセルごとのイノベーションスケーリング行列を計算することと、第1のピクセルイノベーション結果データ及びピクセルごとのイノベーションスケーリング行列の対応する要素のピクセルごとの積を使用して第2のピクセルイノベーション結果データを計算することと、断層撮影再構成アルゴリズムを使用し、第2のピクセルイノベーション結果データに基づいて予備的変換物体更新データを計算することと、ボクセルごとの更新スケーリング行列の対応する要素を使用して予備的変換物体更新データをスケーリングすることによって、変換物体ボクセル密度更新推定値を計算することであって、変換物体ボクセル密度更新推定値の少なくとも1つのボクセルが、ボクセルごとの更新スケーリング行列の要素に関連付けられる、ことと、変換物体ボクセル密度更新推定値を、対応する変換先行ボクセルデータ推定値に加算して、変換密度推定値を取得することと、変換密度推定値を使用して、観察対象の物体を表す物体空間画像を再構成することとを実行するよう機能する、画像再構成コンピュータとを備える。

【0010】

[0010]本発明の一部の実施形態に従って、非一時的データストレージデバイスは、1つ又は複数のプロセッサを含んでいるコンピュータによって実行可能なソフトウェアコードを格納し、このソフトウェアコードは、観察対象の物体の密度領域内の投影空間データを受信することであって、この投影空間データが1つ又は複数の入力投影ピクセル及び1つ又は複数の予測投影空間ピクセルを含んでいる、ことと、密度領域内の1つ又は複数の入力投影ピクセル及び入力変換関数を使用して変換領域内の1つ又は複数の測定された変換ピクセルを計算することと、密度領域内の1つ又は複数の予測投影空間ピクセル及び参照変換関数を使用して変換領域内の1つ又は複数の予測変換ピクセルを計算することと、1つ又は複数の測定された変換ピクセルと1つ又は複数の予測変換ピクセルの間の差異を使用して変換領域内の第1のピクセルイノベーション結果データを計算することと、対応する入力ピクセル値及び参照ピクセル値に対して入力変換関数の反転傾斜及び参照変換関数の反転傾斜を使用してピクセルごとのイノベーションスケーリング行列を計算することと、第1のピクセルイノベーション結果データ及びピクセルごとのイノベーションスケーリング行列の対応する要素のピクセルごとの積を使用して第2のピクセルイノベーション結果データを計算することと、断層撮影再構成アルゴリズムを使用し、第2のピクセルイノベーション結果データに基づいて予備的変換物体更新データを計算することと、ボクセルごとの更新スケーリング行列の対応する要素を使用して予備的変換物体更新データをスケーリングすることによって、変換物体ボクセル密度更新推定値を計算することであって、変換物体ボクセル密度更新推定値の少なくとも1つのボクセルが、ボクセルごとの更新スケーリング行列の要素に関連付けられる、ことと、変換物体ボクセル密度更新推定値を、対応する変換先行ボクセルデータ推定値に加算して、変換密度推定値を取得することと、変換密度推定値を使用して、観察対象の物体を表す物体空間画像を再構成することとを実行する。

【0011】

[0011]本発明の一部の実施形態に従って、少なくとも1つのプロセッサを含んでいる画像再構成コンピュータによって実行される画像再構成のための方法は、観察対象の物体の密度領域内の投影空間データを受信することであって、この投影空間データが1つ又は複

数の入力投影ピクセル及び1つ又は複数の予測投影空間ピクセルを含んでいる、ことと、密度領域内の1つ又は複数の入力投影ピクセル及び入力変換関数を使用して変換領域内の1つ又は複数の測定された変換ピクセルを計算することと、密度領域内の1つ又は複数の予測投影空間ピクセル及び参照変換関数を使用して変換領域内の1つ又は複数の予測変換ピクセルを計算することと、1つ又は複数の測定された変換ピクセルと1つ又は複数の予測変換ピクセルの間の差異を使用して変換領域内の第1のピクセルイノベーション結果データを計算することと、対応する入力ピクセル値及び参照ピクセル値に対して入力変換関数の反転傾斜及び参照変換関数の反転傾斜を使用してピクセルごとのイノベーションスケーリング行列を計算することと、第1のピクセルイノベーション結果データ及びピクセルごとのイノベーションスケーリング行列の対応する要素のピクセルごとの積を使用して第2のピクセルイノベーション結果データを計算することと、断層撮影再構成アルゴリズムを使用し、第2のピクセルイノベーション結果データに基づいて予備的変換物体更新データを計算することと、ボクセルごとの更新スケーリング行列の対応する要素を使用して予備的変換物体更新データをスケーリングすることによって、変換物体ボクセル密度更新推定値を計算することであって、変換物体ボクセル密度更新推定値の少なくとも1つのボクセルが、ボクセルごとの更新スケーリング行列の要素に関連付けられる、ことと、変換物体ボクセル密度更新推定値を、対応する変換先行ボクセルデータ推定値に加算して、変換密度推定値を取得することと、変換密度推定値を使用して、観察対象の物体を表す物体空間画像を再構成することを含む。

10

【図面の簡単な説明】

20

【0012】

[0012]ここで、実施形態例が、関連する図面に関して説明される。

【0013】

【図1】[0013]図1は、本発明の実施形態例に従って、画像化システムを示す図である。

【0014】

【図2A】[0014]図2Aは、反復*i*での、実施形態例に従って再構成された物体の密度を使用する最適化された再帰法によって拡張された高効率のコンピュータ断層撮影（CT：computer tomography）の例示的なデータ入力、参照予測、及び内部フィードバックループ165を示す図である（図2と総称される）。

【図2B】[0014]図2Bは、反復*i*での、実施形態例に従って再構成された物体の密度を使用する最適化された再帰法によって拡張された高効率のコンピュータ断層撮影（CT：computer tomography）の例示的なデータ入力、参照予測、及び内部フィードバックループ165を示す図である（図2と総称される）。

30

【0015】

【図3】[0015]図3は、造影剤の注入中の例示的なX線投影を示す図である。

【0016】

【図4】[0016]図4は、3D円錐ビームの再構成に適用されるLevenberg-Marquardtプロセスの実施形態例に従って、6回の投影からの鼓動する水力学的冠動脈枝モデルの再構成を示す図である。

【0017】

【図5】[0017]図5は、例示的な影響関数を示す図である。

40

【0018】

【図6A】[0018]図6Aは、200回の投影（図6A）及び5回の投影（図6B）からの頭部のファントムの例示的な再構成を示す図である（図6と総称される）。

【図6B】[0018]図6Bは、200回の投影（図6A）及び5回の投影（図6B）からの頭部のファントムの例示的な再構成を示す図である（図6と総称される）。

【発明を実施するための形態】

【0019】

[0019]以下では、本発明の実施形態例が詳細に説明される。実施形態例の説明では、明確にするために、特定の用語が採用されている。しかし、本発明は、そのように選択され

50

た特定の用語に限定されるよう意図されていない。当業者は、本発明の広範な概念から逸脱することなく、その他の同等の構成要素が採用されてもよく、その他の方法が開発されてもよいということを認識するであろう。本明細書において引用されているすべての参考文献は、それぞれが個別に組み込まれているかのように、参照によって組み込まれる。

#### 【0020】

[0020]本発明者は、最適化された再帰法によって拡張された高効率のコンピュータ断層撮影の計算を効率的にするための、小信号線形化及び部分問題の簡略化の近似法を発見した。

#### 【0021】

[0021]本明細書に記載された手法及びシステムは、既知の既存の手法（例えば、米国特許第8,660,328号及び第8,660,330号に記載された手法）を拡張することができる。

#### 【0022】

[0022]図1は、本発明の実施形態例に従って、画像化システムを示している。画像化システムは、コントローラ135と、調査器（investigator、インベスティゲータ）170（例えば、コンピュータ）との信号通信及びコントローラ135との同期のためのインターフェイス140（例えば、グラフィックユーザインターフェイス、キーボード、ジョイスティックなど）と、コントローラ135からの制御信号に応答した励起エネルギー120の生成及び放出のための送信器と、測定されたピクセルデータ155を生成するように構成された検出器145とを含んでもよい。測定されたピクセルデータ155は、デジタル形式でデータストレージデバイス180に格納されてもよい。

#### 【0023】

[0023]物体125の内部構造をエンコードする情報を含んでいる測定されたピクセルデータ155は、画像再構成器165（例えば、コンピュータ）を使用して、再構成済み画像データ261に変換され、例えば出力デバイス175上で可視化されてもよい。測定されたピクセルデータ155は、実験的取得110、シミュレーション185（例えば、コンピュータ上でのシミュレーション）、及び／又は例えば以前の実験又はシミュレーションから記録された投影ピクセルデータを含んでいるデータストレージデバイス180から取得されてもよい。実験的取得110、データストレージデバイス180、及びシミュレーション185は、測定されたピクセルデータ155を、画像再構成器165に直接、又はネットワーク（例えば、ローカルエリアネットワーク（LAN: local area network）、広域ネットワーク（WAN: wide area network）、インターネットなど）を介して、リモートから提供してもよい。測定されたピクセルデータ155は、任意の形態の励起エネルギーを観察対象の物体125に供給した結果を含んでもよく、したがって、X線コンピュータ断層撮影（CT）に加えて、例えば、電子顕微鏡、磁気共鳴（MR: magnetic resonance）、陽電子放射断層撮影（PET: positron emission tomography）、単一陽電子放射コンピュータ断層撮影（SPECT: single positron emission computed tomography）、超音波、蛍光発光、多光子顕微鏡（MPM: multi-photon microscopy）、光干渉断層撮影（OCT: optical coherence tomography）、コンピュータ断層撮影（CT）、電磁気（EM: electromagnetic）エネルギー、X線エネルギー、粒子線、赤外線エネルギー、光エネルギー、及び／又は振動エネルギーなどの投影取得プロセスからのデータを含んでもよい。データストレージデバイス180は、例えば、非一時的メモリ、CD-ROM、DVD、光磁気（MO: magneto-optical）ディスク、ハードディスク、フロッピーディスク、ジップディスク、フラッシュドライブ、クラウドデータストレージなどであってもよい。実験的取得110及び／又はシミュレーション185からの測定されたピクセルデータ155は、データストレージデバイス180に格納されてもよい。

#### 【0024】

【0024】画像化システムは、物体 1 2 5 を受け取るように構成され、送信器 1 1 5 及び検出器 1 4 5 との関係において平行移動又は回転するよう機能する、平行移動又は回転するテーブル 1 3 0 と、電氣的に、又は任意選択的なデータトランスポート 1 5 0（インターネット、その他のネットワーク、又はデータバスなど）を介して検出器 1 4 5 及びコントローラ 1 3 5 に結合された、画像再構成器 1 6 5 とを含んでもよい。データバスは、例えば、コンピュータ内のコンピュータの構成要素間又はコンピュータ間でデータを転送する電線のサブシステムであってもよい。接続された構成要素間のデータフローは一方向であるが、接続された構成要素間の通信は双方向であってもよい。

【0025】

【0025】励起エネルギー 1 2 0 は、例えば X 線エネルギー、電磁気（EM）エネルギー、光エネルギー、赤外線（IR）エネルギー、粒子エネルギー（例えば、電子ビーム、中性子ビーム、原子ビーム）、超音波などの振動エネルギーなどの、放射エネルギーの形態であってもよい。励起エネルギー 1 2 0 は、物体 1 2 5 に照射されてもよく、物体 1 2 5 は、例えば、ファントム、人間の患者、試料、又はこれらの任意の組み合わせであってもよい。励起エネルギー 1 2 0 は、対応するエネルギータイプの送信器 1 1 5 によって放出されてもよい。励起エネルギー 1 2 0 は、物体 1 2 5 を伝搬してもよく、一部が適切な検出器 1 4 5 によって受信されてもよい。検出器 1 4 5 は、受信されたエネルギーを測定可能な電気信号に変換してもよく、測定された電気信号は、デジタル形式の投影ピクセルデータにさらに変換されてもよい。

【0026】

【0026】コントローラ 1 3 5 は、送信器 1 1 5 及び検出器 1 4 5 を接続する回路であってもよく、制御信号を送信器 1 1 5 及び検出器 1 4 5 に送信して、励起エネルギー 1 2 0 の送信及び検出器 1 4 5 の動作を同期させてもよい。この回路は、アナログ信号、デジタル信号、又は混合信号であってもよい。コントローラ 1 3 5 は、制御信号を送信器 1 1 5 及び検出器 1 4 5 に送信するために、1 つ又は複数のプロセッサ及び 1 つ又は複数のメモリを含んでいるコンピュータであってもよい。

【0027】

【0027】画像再構成器 1 6 5 は、コントローラ 1 3 5 に応答し、測定されたピクセルデータ 1 5 5 を受信することができ、本発明の実施形態に従う方法によって物体 1 2 5 の画像を再構成して、高い計算効率で物体の高忠実度の画像を生成することができる。画像再構成器 1 6 5 は、例えば、本発明の実施形態例に従ってコンピュータを動作させるためのソフトウェアコードを格納する 1 つ又は複数のデータストレージデバイスを含んでいるコンピュータであってもよい。このコンピュータは、1 つ又は複数のデータストレージデバイスに格納されたソフトウェアコードを読み込んで実行するために、1 つ又は複数のプロセッサ及び非一時的コンピュータ可読媒体を含んでもよい。別の実施形態例では、画像再構成器 1 6 5 は、本発明の実施形態例に従って動作可能な 1 つ又は複数のプログラム格納デバイス及びプログラム実行デバイスを含んでもよい。画像再構成器 1 6 5 は、再構成済み画像データ 2 6 1 を生成してもよい。画像再構成器 1 6 5 は、測定されたピクセルデータ 1 5 5 を受信してもよく、例えば非線形変換 2 0 0 によって、測定されたピクセルデータ 1 5 5 を処理し、累積物体密度投影データ 2 0 1 を生成し、測定された変換ピクセル 2 0 6、投影データ 2 0 1 の非線形変換をさらに計算し、予測変換ピクセルデータ 2 1 1 を超える超過を計算して、イノベーションを生成し、再構成済み画像データ 2 6 1 を生成してもよく、例えば図 2 の予測投影データ 2 7 6 をさらに生成してもよい。

【0028】

【0028】出力デバイス 1 7 5 は、再構成済み画像データ 2 6 1、再構成済み画像誤差データ 1 6 0、又は再構成画像誤差データ 2 1 6 のうちの 1 つ又は複数を受信してもよい。出力デバイス 1 7 5 は、例えば、視覚化デバイス又はデータストレージデバイスであってもよい。視覚化デバイスは、例えば、表示デバイス又は印刷デバイスであってもよい。表示デバイスの例としては、例えば、ブラウン管（CRT：cathode ray tube）、発光ダイオード（LED：light-emitting diode）ディスプレイ

イ、液晶ディスプレイ (LCD: liquid crystal display)、デジタル光投影 (DLP: digital light projection) モニタ、真空蛍光ディスプレイ (VFD: vacuum fluorescent display)、表面伝導型電子放出素子ディスプレイ (SED: surface-conduction electron-emitter display)、電界放出ディスプレイ (FED: field emission display)、LCOS (liquid crystal on silicon) ディスプレイなどが挙げられる。印刷デバイスの例としては、例えば、トナーベースプリンタ、液体インクジェットプリンタ、個体インクプリンタ、昇華型プリンタ、並びに感熱式プリンタ及び紫外線 (UV: ultraviolet) プリンタなどのインクレスプリンタなどが挙げられる。印刷デバイスは、3次元 (3D: three dimensions) で印刷してもよい。出力デバイス175は、観察対象の物体125を表す物体空間画像情報を受信してもよい。出力デバイス175の例としては、データストレージデバイス、表示デバイス、印刷デバイス、又は別のコンピュータシステムが挙げられる。

【0029】

[0029]画像化システムは、インベスティゲータ170をさらに含んでよい。インベスティゲータ170は、プログラムされたコンピュータであってもよく、再構成済み画像データ261、再構成済み画像誤差データ160、又は再構成画像誤差データ216のうちの1つ又は複数を受信し、その後、アルゴリズム (例えば、事前にプログラムされたルーチン、人工知能、機械学習など) を適用して、物体125に関する診断情報を抽出するか、又は送信器115、検出器145、テーブル130、画像再構成器165などの制御パラメータを微調整してもよい。一部の実施形態では、インターフェイス140又は出力デバイス175は、不要であってもよい。一部の実施形態では、インベスティゲータ170、コントローラ135、及び画像再構成器165は、同じコンピュータ上又は別々のコンピュータ上に存在してもよい。インベスティゲータ170は、データ261、160、又は216を受信してもよく、データからの診断情報の抽出を実行するようにプログラムされるか、又は例えば1つ又は複数の密度領域の入力ピクセル、投影方向、投影の変形、投影生成システムのプロセス (焦点サイズなど)、又は画像再構成器165のうちの少なくとも1つを処理するためのパラメータを微調整するようにプログラムされてもよい。インベスティゲータ170は、本明細書では「インベスティゲータコンピュータ」とも呼ばれる。

【0030】

[0030]本発明の一部の実施形態は、画像再構成器165に類似する方法で画像を再構成するように構成された1つ又は複数のプロセッサを備えているワークステーションを提供してもよい。このワークステーションは、画像化システム、データストレージデバイス、又はコンピュータのうちの少なくとも1つから入力データを受信してもよい。入力データは、データバス、ケーブル、有線ネットワーク、無線ネットワークなどを介して受信されてもよい。このワークステーションは、再構成済み画像を受信するための出力デバイス175をさらに備えてもよい。この出力デバイスは、データストレージデバイス、表示デバイス、印刷デバイスなどであってもよい。例示的なデータストレージデバイス、表示デバイス、及び印刷デバイスは、前述したとおりである。

【0031】

[0031]図2は、実施形態に従う系統図を示している。特に、図2Aは、最適化された再帰法によって拡張された高効率のCTに関して、先行推定物体密度261の投影276と共に、例示的な生の測定データ入力155と、変換200を使用する生の測定値からの投影空間密度データ201の計算と、変換投影データ206を取得するための変換205と、フィルタ285を使用する参照変換予測211とを示している。イノベーションゲイン調整220及び225は、図2Aと図2Bの間のブリッジを形成する。図2Bは、ボクセル密度推定データ261を取得するためのフィードバックセクションと共に、最適化された再帰法によって拡張された高効率のCTの例示的な前方処理及びスケールされた反転処理を示している。上の処理における一部の、ただし全部ではない変換は、Sunne

gardh [15] における仮定とは対照的に、線形であってもよい。

【0032】

[0032]一実施形態では、本明細書に記載された発明は、励起エネルギー120を観察対象の物体125に送信するための1つ又は複数の送信器115と、観察対象の物体125に送信された励起エネルギー120に応答して1つ又は複数の検出器145によって受信されたエネルギーをエンコードする投影空間データを生成するための1つ又は複数の検出器145と、1つ又は複数の送信器115を制御して励起エネルギー120を送信し、1つ又は複数の検出器145を制御して投影空間データ155を生成するためのコントローラ135と、投影空間データ155を受信し、例えば図2に示され、本明細書において説明されたプロセスによって、投影空間データ155を処理するために、少なくとも1つのプロセッサを含んでいる、画像再構成器165とを含んでもよい。

10

【0033】

[0033]一部の実施形態に従って、画像再構成器165は、ボクセルのセットに対して投影値を計算することと、ピクセルのセットに対して投影値を計算することと、逆投影値を計算することと、他の情報源を使用して残りのピクセル及びボクセルを計算することと、特定の物体の先験的に知られた高密度のボクセル及び対応するピクセルの期待される投影範囲、又はボクセル及び対応する不足している投影測定値などの、ボクセルとピクセルの間の関数関係を使用するか、又は構築することを実行してもよい。例えば、ミッシングウエッジ問題(L. Paavolainen他[16])又はスパース投影などにおいて、一部の投影値が不足している場合、Dempster 他[17]に記載されている期待値最大化(EM: expectation maximization)法を使用して予測を行って、(期待される)不足しているピクセル測定値を置き換えてもよい。

20

【0034】

[0034]EM法は、無限の観測ノイズに相当する不足しているデータのケースを表す。画像の一部の領域では、信頼性が低いと考えられるデータ(DRLR: Data regarded less reliable)は、無限の観測ノイズではなく、観測ノイズが増加しているデータとして同等に表されてもよい。EM法と共に、DRLRを含む利用可能なすべてのデータを使用して、それらの領域内のデータを非常に効率的に再計算／推定し、再計算／補正されたEMデータ(REMD: re-computed/corrected EM data)を生成することができる。その後、DRLR及びREMDの重み付きの組み合わせを、次のプロセスの反復の入力値として使用して、データの信頼性に依存するデータの重み付けの問題を解決することができる。相対的な重み付けは、例えば、結合されたノイズレベルに基づいてもよい。そのため、画像再構成器165は、少なくとも1つの信頼性が低いデータ又は不足している測定データの一部を、重み付き予測投影データ276を使用して、再計算又は補正してもよい。

30

【0035】

[0035]本発明の実施形態は、例えば、1つ又は複数のプロセッサを含んでいるワークステーションと、1つ又は複数のプロセッサによって実行されるソフトウェアを格納している1つ又は複数の非一時的データストレージデバイス180とを含んでもよく、このソフトウェアは、図2に示され、本明細書において説明されているプロセスを実施するためのソフトウェアコードを含んでもよい。

40

【0036】

[0036]本発明の実施形態は、1つ又は複数のデータストレージデバイス180に格納されたソフトウェアコードを実行する1つ又は複数のプロセッサによって実施される方法を提供してもよく、この方法は、図2に示され、本明細書において説明されているプロセスを実施するためのステップを含んでいる。

【0037】

[0037]例えば、画像再構成器165は、投影空間データ155を変換して投影ピクセルデータ201を取得することと、投影ピクセルデータ201を非線形に変換して測定された変換ピクセルデータ206を取得することと、第1のピクセルイノベーション結果デー

50

タ 2 1 6 を計算して、測定された変換ピクセルデータ 2 0 6 と予測変換ピクセルデータ 2 1 1 の間の差異を特徴付けることと、第 1 のピクセルイノベーション結果データ 2 1 6 をデータストレージデバイス 1 8 0 に記録することと、第 2 のピクセルイノベーション結果データ 2 2 1 を計算することと、第 1 のピクセルイノベーション結果データ 2 1 6 が非線形変換 2 0 5 及び 2 1 0 の 2 つのセットの傾斜の反転に基づいて再スケーリングされる、ことと、第 2 のピクセルイノベーション結果データ 2 2 1 に基づいて、先行する反復から第 3 のピクセルイノベーション結果データ 2 2 6 を計算することと、断層撮影再構成アルゴリズムを使用して予備的変換物体密度更新データ 2 3 6 を取得して、第 2 のピクセルイノベーション結果データ 2 2 1 を近似的に反転することと、ボクセル密度の非線形変換 2 9 0 のセットから得られた傾き及び非線形逆変換 2 5 0 のセットの反転傾斜を使用して、予備的変換物体密度更新データ 2 3 6 を再スケーリングすることによって、変換物体ボクセル密度更新データ 2 4 1 を計算することと、変換物体ボクセル密度更新データ 2 4 1 を先行する反復からの先行するボクセルデータ推定値 2 9 1 と累算して変換物体ボクセル密度推定値 2 4 6 を形成することと、変換物体ボクセル密度推定値 2 4 6 を変換することによって、生のボクセル密度データ 2 5 1 を計算することと、ローパスフィルタを使用して生のボクセル密度データ 2 5 1 を平滑化して、予備的ボクセル密度推定データ 2 5 6 を取得することと、物体構造情報を使用して予備的ボクセル密度推定データ 2 5 6 を再推定することによって、ボクセル密度推定データ 2 6 1 を計算することと、ボクセル密度推定データ 2 6 1 をデータストレージデバイス 1 8 0 に格納することと、ボクセル密度推定データ 2 6 1 を単位遅延時間だけ遅らせて、前のボクセル密度推定データ 2 6 6 を取得することと、ローパスフィルタを使用して前のボクセル密度推定データ 2 6 6 を平滑化して、平滑化された前のボクセル密度推定データ 2 7 1 を取得することと、平滑化された前のボクセル密度推定データ 2 7 1 を変換して、先行するボクセルデータ推定値 2 9 1 を取得することと、断層撮影投影アルゴリズムを使用して、前のボクセル密度推定データ 2 6 6 から予測投影データ 2 7 6 を計算することと、ローパスフィルタ 2 8 5 を使用して予測投影データ 2 7 6 を平滑化して、平滑化された予測投影データ 2 8 6 を取得することと、平滑化された予測投影データ 2 8 6 を変換して予測変換ピクセルデータ 2 1 1 を取得することと、予測投影データ 2 7 6 と投影ピクセルデータ 2 0 1 を比較することによって、再構成済み画像誤差データ 1 6 0 を決定することと、再構成済み画像誤差データ 1 6 0 をデータストレージデバイス 1 8 0 に格納することとによって、投影空間データを処理してもよく、又はソフトウェアは、これらのことを実行するためのソフトウェアコードを含んでもよく、又は方法は、これらのことを実行するためのステップを含んでもよい。

【 0 0 3 8 】

[ 0038 ] 本発明の実施形態の説明において、及び図 2 A 及び図 2 B において、投影空間データ 1 5 5 は、「測定されたピクセルデータ 1 5 5」、「物体画像化データ」、「生の測定データ入力 1 5 5」、及び「入力データ 1 5 5」とも呼ばれる。

【 0 0 3 9 】

[ 0039 ] 再構成済み画像誤差データ 1 6 0 は、「残差データ 1 6 0」、「投影残差 1 6 0」、「画像データの残差 1 6 0」、「イノベーションの残差 1 6 0」、「データ 1 6 0」、及び「残差のセット 1 6 0」とも呼ばれる。

【 0 0 4 0 】

[ 0040 ] 画像再構成器 1 6 5 は、本明細書では、「内側フィードバックループ 1 6 5」及び「画像再構成コンピュータ」とも呼ばれる。

【 0 0 4 1 】

[ 0041 ] ボックス 2 0 0 の変換を使用して投影方向に沿って累積物体ボクセル密度によって生成された投影ピクセルデータ 2 0 1 は、本明細書では、「投影積分物体密度 2 0 1」、「投影空間密度データ 2 0 1」、「入力信号データ 2 0 1」、「近似的投影データ」、「入力データ 2 0 1」、「投影 2 0 1」、「データ 2 0 1」、「投影データピクセルセット  $s(i)$  2 0 1」、及び「入力投影ピクセル」とも呼ばれる。

【 0 0 4 2 】

[0042]変換 2 0 5 は、本明細書では「入力変換関数」とも呼ばれる。複数の入力変換関数（又は 1 つの入力変換関数） 2 0 5 は、線形又は非線形であってもよい。

【 0 0 4 3 】

[0043]測定された変換ピクセルデータ 2 0 6 は、本明細書では、「測定された変換ピクセル 2 0 6」、「ピクセルデータ 2 0 6」、「変換積分投影物体密度 2 0 6」、「変換投影データ 2 0 6」、「イノベーションデータ 2 0 6」、及び「変換投影物体密度 2 0 6」とも呼ばれる。

【 0 0 4 4 】

[0044]変換 2 1 0 は、本明細書では「参照変換関数」とも呼ばれる。複数の参照変換関数（又は 1 つの参照変換関数） 2 1 0 は、線形又は非線形であってもよい。

10

【 0 0 4 5 】

[0045]予測変換ピクセルデータ 2 1 1 は、本明細書では、「変換予測 2 1 1」、「予測データ 2 1 1」、「予測変換ピクセル 2 1 1」、及び「変換予測データ 2 1 1」とも呼ばれる。

【 0 0 4 6 】

[0046]第 1 のピクセルイノベーション結果データ 2 1 6 は、本明細書では、「再構成画像誤差データ 2 1 6」、「画像誤差データ 2 1 6」、「画像データの残差 2 1 6」、「イノベーションの残差 2 1 6」、「データ 2 1 6」、「イノベーション 2 1 6」、「イノベーションデータ 2 1 6」、「残差データ 2 1 6」、及び「残差 2 1 6」とも呼ばれる。

【 0 0 4 7 】

20

[0047]第 2 のピクセルイノベーション結果データ 2 2 1 は、本明細書では、「誤差データ 2 2 1」、「イノベーションデータ 2 2 1」、「イノベーションの残差 2 2 1」、及び「データ 2 2 1」とも呼ばれる。

【 0 0 4 8 】

[0048]第 3 のピクセルイノベーション結果データ 2 2 6 は、本明細書では、「イノベーションの残差 2 2 6」、「データ 2 2 6」、及び「イノベーションデータ 2 2 6」とも呼ばれる。

【 0 0 4 9 】

[0049]予備的ボクセル更新データ 2 3 6 は、本明細書では、「予備的変換物体密度更新データ 2 3 6」、「予備的更新データ 2 3 6」、及び「予備的変換物体更新データ」とも呼ばれる。

30

【 0 0 5 0 】

[0050]変換物体ボクセル密度更新データ 2 4 1 は、本明細書では「更新データ 2 4 1」とも呼ばれる。

【 0 0 5 1 】

[0051]変換物体ボクセル密度更新推定値 2 4 6 は、本明細書では、「変換密度推定値 2 4 6」、「変換ボクセル密度推定値 2 4 6」、及び「データ 2 4 6」とも呼ばれる。

【 0 0 5 2 】

[0052]生のボクセル密度データ 2 5 1 は、本明細書では「生のボクセル密度推定データ 2 5 1」とも呼ばれる。

40

【 0 0 5 3 】

[0053]再構成済み画像データ 2 6 1 は、本明細書では、「データ 2 6 1」、「推定物体密度 2 6 1」、「ボクセル密度推定データ 2 6 1」、「物体密度データ 2 6 1」、「再構成済み物体 2 6 1」、「物体データ 2 6 1」、「物体空間画像」、及び「画像データ 2 6 1」とも呼ばれる。

【 0 0 5 4 】

[0054]既知の参照モデルと計算された物体密度 2 6 1 の間の不一致は、MMR-2 6 1 と呼ばれる。

【 0 0 5 5 】

[0055]投影 2 7 6 は、本明細書では、「予測投影データ 2 7 6」、「予測空間データ 2

50

7 6」、「予測投影空間ピクセル2 7 6」、「データ2 7 6」、及び「予測フィードバック測定ピクセル2 7 6」とも呼ばれる。

【0056】

[0056]平滑化された予測投影データ2 8 6は、本明細書では「データ2 8 6」と呼ばれるてもよい。

【0057】

[0057]図2 A及び図2 Bに示されている画像再構成器1 6 5における高い処理性能は、次の3つのステップのプロセスとして要約することができる。

【0058】

[0058]第1に、一部の処理ステップでデータ処理の線形化を使用し、線形反転断層撮影手法を効率的に使用して、理想的には物体に関連するすべての空間周波数成分を捕捉できるようにする、フィードバックループ内の投影ピクセルデータ2 0 1からボクセル密度推定データ2 6 1へのフィードフォワードデータの反転処理セクション。正のボクセル密度推定データ2 6 1を実現するために、小信号ボクセルゲイン係数、及び中間の変換物体ボクセル密度推定値2 4 6の計算を可能にする、非線形変換が含まれる。

【0059】

[0059]第2に、正の物体ボクセル密度推定データ2 6 1を計算して正の予測投影データ2 7 6を生成する、フィードバックループのデータ投影セクション。送信器1 1 5から開始して、データ2 0 1までの、対応する物体画像化プロセスを近似することによって、再構成の品質を考慮する投影予測器の成分Hは、物体投影プロセスの近似を計算する。反復ごとの最適化は、高効率であり、数値的な山登り法ではなく、フィードバックループの理論的特性に基づいている。

【0060】

[0060]第3に、未知のシステムの特性をより良く近似するために、画像収集システムにおける不確実性を表す、ベクトル $\underline{p}$ に含まれているパラメータのセットが選択され、それらの不確実性の影響を補正するように調整されてもよい。例えば、期待される散乱又はビームハードニングの計算における不確実性は、最初は、投影物体密度を推定するための、測定されたX線強度の単純な対数変換によって考慮されず、補正されたベクトルパラメータ $\underline{p}$ を計算することによって考慮され、調整されてもよい。ベクトルパラメータ $\underline{p}$ は、本明細書では「パラメータベクトル $\underline{p}$ 」とも呼ばれる。 $\underline{p}$ の成分の調整は、例えば、測定データの前処理2 0 0において補正を適用して、特定の物体データに関してビームハードニングを考慮するように、対数変換の基数を変更し、2 0 0及び2 7 5を使用してX線散乱を考慮するように、予測信号強度データ値を変更する。性能の尺度が、外部から制御可能な固定されたパラメータ成分の固定されたセットに関して、第1のイノベーションプロセス2 1 6、投影残差1 6 0、又は画像再構成コンピュータの物体データの期待値のうちの少なくとも1つから得ることができる。

【0061】

[0061]同様に、例えば、ラジアル圧縮センシング(CS: compressed sensing)磁気共鳴画像法(MRI)では、定量的に不十分に表された、ケース固有の物理データ収集及び処理特性が含まれることがあり、ベクトルパラメータ $\underline{p}$ において補正が計算されることがある。この補正プロセスは、物体密度データ2 6 1を予測投影データ2 7 6まで進めるループのフィードバックセクションにおいて、発生することがある。このプロセスは、データ1 1 5の効果を繰り返し、物体画像化データ1 5 5をボックス2 0 0に転送して、近似的投影データ2 0 1を生成する。データ収集プロセスの表現及びループのフィードバックセクションにおけるベクトル $\underline{p}$ 内の対応する未知のパラメータの調整は、ベクトル $\underline{p}$ 内の未知のパラメータの効率的で正確な調整を可能にする。パラメータの変更の効果は、例えば一部分において、ボックス2 7 5の投影行列H内の係数で表されてもよい。

【0062】

[0062]画像再構成器1 6 5で、測定されたピクセルデータ1 5 5から予測データ2 1 1

10

20

30

40

50

までのプロセスの反復と共に、増加するグリッド分解能及びベクトルパラメータ  $p$  内の固定パラメータを使用して、FBPの再構成時間に近い画像データ261の再構成時間を実現できる。この速度によって、 $p$ に含まれているシステムパラメータの反復改良が実現可能になる。例えば、画像データの残差160又は216が、インベスティゲータ170に送信される。インベスティゲータ170は、例えば高効率のLevenberg-Marquardtプロセスで、例えば画像データの残差160、216の二乗和、及び利用可能な場合は、既知の物体と計算された物体データの間の誤差の最小化を使用して、 $p$ 内のパラメータの補正値を計算することができる。Levenberg-Marquardt法は、通常、他の手法によって使用される最急降下法及び関連するアプローチの $k$ 倍以上の時間がかかる（ $k$ は、調整すべき未知の数値である）。 $p$ 内の改良されたパラメータは、画像再構成器165に戻される。 $p$ に適用されるデータ処理のこの第2の層の反復は、物体データ261の大きな改善につながる。このプロセスの結果の例が、図4に示されている。

#### 【0063】

[0063]一実施形態では、図2は画像再構成器165の機能を含んでもよい。例えば、図1の測定されたピクセルデータ155は、図2に示されているように、入力として供給されてもよい。測定されたピクセルデータ155は、実験的取得110、シミュレーション185、又は以前の実験又はシミュレーション或いはその他のデータソースから記録された投影ピクセルデータを含んでいるデータストレージデバイス180から取得されてもよい。測定されたピクセルデータ155は、画像再構成器165に、直接、又はネットワーク（例えば、ローカルエリアネットワーク（LAN）、広域ネットワーク（WAN）、インターネットなど）を介してリモートから提供されてもよい。一実施形態では、画像再構成器165は、測定されたピクセルデータ155を処理して、再構成済み物体261を生成してもよい。ボックス200で、測定されたピクセルデータ155が処理されて、投影ピクセルデータ201を取得する。測定されたピクセルデータ155は、その後のデータ処理の近似の精度に対応できる変換によって処理される。例えば、X線画像化では、対応する物体密度投影の推定値の予備的近似として取得するために、光子強度が負の対数によって変換されてもよい。この処理は、例えば、ビームハードニング、散乱、又は画像記録システムの欠陥の影響に関して、投影密度の推定値を調整するパラメータベクトル  $p$  の成分で表された変換を改良し、275内でのこれらの改良を推定する必要性を減らすことをさらに含んでもよい。ラジアルスキヤニング（RS: radial scanning）圧縮センシング（CS）MRIでは、ボックス200は、フーリエ変換又は主成分法を使用して、測定されたピクセルデータ155を物体密度投影の空間密度データの予備的近似に変換してもよく、ボックス200は、例えば、パラメータベクトル  $p$  で表された変換を改良し、幾何学的電磁界歪及び設計された励起及び応答の測定条件からの逸脱に関して調整することを、さらに含んでもよい。ボックス200における変換プロセスの詳細は、近似的な物体密度の投影密度を取得するために使用される特定の物理的画像化プロセスを近似するように適応されてもよい。

#### 【0064】

[0064]図2A及び図2Bに示されている画像再構成器165における処理を理解するための別の方法は、次のように要約することができる。少なくとも行列  $Z$ （ボックス220）又は行列  $L$ （ボックス240）が決定され、期待される状態データ276を使用して状態データ201を処理するために使用されてもよく（例えば、変換ピクセルイノベーション221を取得するために行列  $Z$ （ボックス220）を使用するか、又はボクセルの更新241を取得するために行列  $L$ （ボックス240）を使用する）、この処理は、期待される状態データ276、行列  $Z$ （ボックス220）を決定するための  $f_{11}$ （ボックス205）及び  $f_{12}$ （ボックス210）の関数セット、並びに行列  $L$ （ボックス240）を決定するための  $f_{21}$ （ボックス290）及び  $g_{22}$ （ボックス250）の関数セットに依存する。

#### 【0065】

[0065]ボックス205で、物体の内部構造をエンコードする情報を含んでいる投影ピクセルデータ201が、ピクセルデータ206に非線形（又は線形）に変換されてもよい。ボックス205で、要素 $f_{11}$ （例えば、 $f_{11}(s) = \log(s)$ ）であり、すべてのピクセル値 $s > s_0 > \epsilon_{ps}$ について、ピクセルごとにそれぞれ $f_{11}(s_0) > c_{min}$ である）を使用する通常は非線形な入力変換行列が、ピクセルごとに使用され、変換領域内の1つ又は複数の測定された変換ピクセル値206を計算してもよい（例えば、 $f_{11}$ は、例えばビームハードニングを表す、パラメータの関数であってもよい）。ボックス205で、データが密度領域から変換領域に変換される。別の実施形態では、ボックス205で、 $f_{11}$ が、近似的に、入力データ201の分散安定化関数として計算されてもよい。例えば、ボックス205で、 $f_{11}$ が、近似的に、PET測定から取得された入力信号データ201のポアソン分散安定化平方根関数であってもよい。別の例として、例えば測定ノイズが一定である場合、 $f_{11}$ は、線形関数又は線形関数のセットであってもよい。

10

[0066]

[0066]ボックス210で、非線形（又は線形）参照変換 $f_{12}$ をピクセルごとに使用して、予測投影データ276が1つ又は複数の予測変換ピクセル211に変換されてもよい。例えば、非線形参照変換を使用する場合、 $f_{12}$ は対数関数（例えば、 $f_{12} = \log(\cdot)$ ）であってもよい。本明細書において使用されるとき、「ピクセル」は、ピクセルの位置又はピクセルの値のことを指してもよい。同様に、本明細書において使用されるとき、「ボクセル」は、ボクセルの位置又はボクセルの値のことを指してもよい。ボックス210で、データが密度領域から変換領域に変換される。非線形（又は線形）参照変換 $f_{12}$ は、密度領域からの1つ又は複数の予測投影空間ピクセル276（又は、ボックス285でフィルタ（ローパスフィルタなど）によって平滑化される場合、平滑化された予測投影データ286）を使用して、変換領域内の1つ又は複数の予測変換ピクセル211を計算してもよい。例えば、ボックス285で、物体の投影276に対する2次元の平滑化特性は、例えば3次元においてフィルタ270を使用して同じ物体データを平滑化するときの投影の効果の近似である。この概念は、さらに高い次元の再構成にも適用される。言い換えると、投影及び平滑化の線形処理は交換可能である。予測投影空間ピクセル276は、前のボクセル密度推定データ266を使用して、予測器のH（ボックス275内）から取得されてよい。非線形（又は線形）参照変換 $f_{12}$ は、 $f_{11}$ のピクセルごとの近似になる傾向がある。ここで、例えば、堅牢（ロバストな推定処理を可能にするために、 $f_{11}$ の要素が、データ201のアーチファクトに関する調整を必要とする場合、 $f_{11}$ 及び $f_{12}$ は異なってもよい。別の例として、 $f_{12}$ は、線形関数又は線形関数のセットであってもよい。

20

30

[0067]

[0067]ボックス215で、変換領域内のイノベーションデータ216が計算されてもよい。ボックス215の一実施形態では、1つ又は複数の測定された変換ピクセル206が、予測変換ピクセル211（平滑化された予測投影データ286から非線形に変換されたデータ）と比較されて、イノベーションデータ216に対応する差異を生成してもよい。言い換えると、ボックス215で、対応する測定された変換ピクセル206と予測変換ピクセル211の間の差異が計算されて、第1のピクセルイノベーション結果データ216を生成してもよい。第1のピクセルイノベーション結果データ216が、残差分析、及びシステムパラメータの最適化に使用され、最終的に最良の物体密度再構成を生み出すことができる。ボックス215で、対応するピクセル位置の、（対応するピクセル位置の近傍領域内の）関連付けられた密度領域のピクセル値のボックス205からの非線形入力変換 $f_{11}$ の反転傾斜及びボックス210からの非線形参照変換 $f_{12}$ の反転傾斜の、重み付きの組み合わせ $z$ のそれぞれが、個別に計算されてもよい。ノイズが多いか、又は不正確なデータ276、及び特にノイズが多いデータ201では、特定の密度領域のピクセル値に対応する傾きが、空間的な連続的に隣接する値を含んでもよく、ロバストな関数を使用した再評価を受けてもよい。

40

[0068]

50

[0068]ボックス220で、第1のピクセルイノベーション結果データ216が、ピクセルごとのマッチング行列Zによってスケールリングされて、誤差データ221を生成してもよい。ピクセルごとのマッチング行列Zは、現在の投影空間データ及びそれらの変換の特性から計算されてもよい。ボックス220のスケールリングマッチング行列Zは、各zが、関連付けられたピクセル位置に対応するように、zのセットを編成することによって計算されてもよい。この計算は、対応する入力ピクセル値及び参照ピクセル値に関する非線形入力変換関数205の反転傾斜及び非線形参照変換関数210の反転傾斜を使用してもよい。行列Zの係数は、1つ又は複数の測定された変換ピクセル206のピクセル値でのピクセル変換関数 $f_{11}$ 及び予測変換ピクセル211のピクセル値での $f_{12}$ の組み合わせられた反転傾斜の表現であってもよい。反転傾斜zの組み合わせは、ノイズがない場合には、最適に近い値 $z_{opt}$ を生成する可能性が高いプロセスを使用し、ノイズがある場合には、 $z_{opt}$ に近い近似値を生成する可能性が高くなるように、反転傾斜を組み合わせる。ボックス220で、第2のピクセルイノベーション結果221が、第1のピクセルイノベーション結果データ216と、ピクセルイノベーションスケールリング行列Zの対応する要素の、ピクセルごとの積を使用して計算されてよい。ピクセルごとのイノベーションスケールリング行列Zは、対応する非線形入力ピクセル密度変換関数205の反転傾斜及び対応する非線形参照ピクセル密度変換関数210の反転傾斜をピクセルごとに使用して計算されてもよい。非線形入力ピクセル密度変換関数205は、範囲が制限されるか、又はロバスト（例えば、制約された値）であってもよい。非線形参照ピクセル密度変換関数210は、範囲が制限されるか、又はロバスト（例えば、制約された値）であってもよい。

10

20

【0069】

[0069]ボックス220で、ピクセルの連続的な特性に基づく米国特許第8,660,330号の手法と同等の行列ゲインの改良及び隣接する第1のピクセルイノベーション結果データ216が、任意選択的に統合されてもよい。

【0070】

[0070]任意選択的なボックス225で、ピクセルの連続的な特性に基づく米国特許第8,660,330号の手法と同等の第2の直列なイノベーションゲイン行列G及び隣接するピクセルイノベーション結果が、第2のピクセルイノベーション結果データ221を第3のピクセルイノベーション結果データ226に変換してもよい。ボックス225で、ピクセルごとの補正ゲイン行列Gの要素が、第2のピクセルイノベーション結果データ221及び第3のピクセルイノベーション結果データ226内の対応するピクセルに関連付けられてもよい。第2のピクセルイノベーション結果データ221は、例えば、米国特許第8,660,330号のゲイン評価手法に対応する、第1のピクセルイノベーション結果データ216又は第2のピクセルイノベーション結果データ221の連続的な特性に基づくゲイン評価手法を使用して、第3のピクセルイノベーション結果データ226の計算に使用されてもよい。

30

【0071】

[0071]ボックス230で、イノベーションプロセスのいずれかにおいて連続的な特性を使用して、米国特許第8,660,330号のゲイン評価手法に対応する生の補正ゲインが決定されてもよい。例えば、ボックス230で、重み付け関数を使用して、イノベーションゲインの1つ又は複数の空間的に隣接する係数又は先行する反復からのイノベーションゲインの1つ又は複数の連続的な係数に対する回帰によって、ピクセルごとの補正ゲイン行列225が計算される。補正ゲイン行列225は、測定及びモデルの欠陥を表す。回帰の前に、イノベーションプロセッサ230において、第1のピクセルイノベーション結果データ216又は第2のピクセルイノベーション結果データ221のうちの少なくとも1つを使用して、生の補正係数が計算され、イノベーションパターンA又はBを識別し、係数の対応する生の補正の増加又は生の補正の減少を伴って変動する。

40

【0072】

[0072]ボックス235で、第3のピクセルイノベーション結果データ226が、断層撮影再構成アルゴリズムに提供され、予備的ボクセル更新データ236を取得してもよい。

50

断層撮影再構成アルゴリズムは、例えば、線形再構成アルゴリズム（LRA: linear reconstruction algorithm）であってもよい。例えば、Zeng 他 [1] の DC / 平均投影値を使用する断層撮影再構成反転アルゴリズムが使用されてもよい。別の例として、断層撮影再構成アルゴリズムは、逆投影法であってもよい。通常、システムパラメータのセットによって特徴付けられる、必要な DC / 平均投影値と他の周波数成分の間の関係は、利用できる投影データの量及び方向に依存することがある。例えば、2つの（ノイズがない）直角投影の場合、本発明による再構成は、再構成のための投影のフィルタリングを必要としなくてもよい。

【0073】

[0073] ボックス 240 で、予備的変換物体密度更新データ 236 が、ボクセルごとの更新スケーリング行列 L の要素を使用して再スケーリングされてもよく、各変換物体ボクセル密度更新データ 241 が行列 L の要素に関連付けられてもよい。ボクセルごとの更新スケーリング行列 L は、変換された物体データ及び正の制約変換物体ボクセルデータ変換の特性から計算されてもよい。行列 L の要素の値は、対応する変換ボクセル密度推定値 246 の、ボックス 250 の  $g_{22}$  のボクセルごとの要素を使用して、ボクセルごとの逆変換の要素の反転傾斜から計算されてもよい。

【0074】

[0074] ボックス 245 で、変換密度推定値 246 が、変換物体ボクセル密度更新データ 241 を対応する変換先行ボクセルデータ推定値 291 に加算することによって、計算されてもよい。変換密度推定値 246 は、インベスティゲータ 170 で後で使用するために、データストレージデバイス 180 に格納されてもよい。

【0075】

[0075] ボックス 250 で、変換密度推定値 246 が、密度領域に逆変換され、生のボクセル密度推定データ 251 を取得してもよい。ボックス 250 で、データが変換領域から密度領域に変換される。変換密度推定値 246 が、行列要素  $g_{22}$  を使用してボクセルごとに非線形に変換され、生のボクセル密度推定データ 251 を生成してもよい。一実施形態では、ボックス 250 で、行列要素  $g_{22}$  は、行列  $g_{22}$  の主要な部分に関して、 $f_{11}$  又は  $f_{12}$  行列要素の 1 つ又は複数の関数タイプの近似逆関数としての関数タイプであってもよく、 $g_{22}$  の行列要素は、変換密度推定値 246 のデータ範囲の少なくとも 1 つの領域内の外部入力を満たす出力値を計算するために使用されてよい。ボックス 250 の関数は、本明細書では「正の制約関数」と呼ばれてもよい。

【0076】

[0076] ボックス 255 で、生のボクセル密度推定データ 251 がフィルタリングされて、予備的ボクセル密度推定データ 256 を取得してもよい。ボックス 255 は、ローパスフィルタを使用して、生のボクセル密度推定データ 251 を平滑化してもよい。ボックス 255 は、生のボクセル密度推定データ 251 をフィルタリングして、予備的ボクセル密度推定データ 256 を正として出力してもよい。ボックス 270 及び 285 で、ローパスフィルタが、出力を正に維持する特性を共有してもよく、ボックス 255 の関数を置き換えてもよい。

【0077】

[0077] ボックス 260 で、物体の予備的ボクセル密度推定データ 256 が、最初の反復では単一のボクセルに対して、その後の反復では多数のボクセルに対して動作する P によって後処理され、ボクセル密度推定データ 261 の特性に関する適切な先験的情報を使用して、密度値を改良してもよい。この手法は、単一のボクセルから開始することができ、最初に複数のボクセルを必要としない。予備的ボクセル密度推定データ 256 を後処理することによって、(a) 等しい又は増加したグリッド分解能、又は (b) 等しい又は増加した密度値の分解能のうちの 1 つ又は複数に基づいて、1 つ又は複数のボクセルを作成してもよい。ボックス 265 で、ボクセル密度推定データ 261 が、前のボクセル密度推定データ 266 として記録され、表示され、ボックス 270 のフィルタへの入力として送信され、その後、ボックス 290 の変換  $f_{21}$  に送信され、ボックス 275 の予測投影プロ

10

20

30

40

50

セッサHへの入力としても送信される。

【0078】

[0078]ボックス270で、前のボクセル密度推定データ266がフィルタリングされて、平滑化された前のボクセル密度推定データ271を取得する。ボックス270のフィルタは、ローパスフィルタであってもよい。

【0079】

[0079]ボックス290で、平滑化された前のボクセル密度推定データ271が、非線形参照変換ファミリー $f_{21}$ （例えば、 $f_{21} = \log(\cdot)$ ）を使用して、先行するボクセルデータの推定データ291に変換されてもよい。ボックス290で、データが密度領域から変換領域に変換される。非線形参照変換ファミリー $f_{21}$ は、本明細書では、フィードバック関数290と呼ばれてもよく、ボックス290内のフィードバック関数のセットと呼ばれてもよい。

【0080】

[0080]ボックス275で、前のボクセル密度推定データ266が処理され、通常は単一のスパース投影行列Hの表現を使用して、予測投影データ276を取得してもよい。行列Hは、元の物体密度値の画像化を、物体投影密度値として繰り返すように設計されてもよい。しかし、図1の画像化プロセスにおける不確実性が、行列Hにおける不確実性をもたらすことがあり、画像化プロセスについてより多くのことが学習されたときに調整するために、ベクトルパラメータ $p$ で表されてもよい。例えば、行列Hは、ベクトル $p$ でパラメータ化された、パターン化されたボクセル外投影成分を使用して、特定のボクセルに関する散乱を表してもよい。しかし、実際の処理では、行列Hの明示的な使用が回避されてもよい。

【0081】

[0081]ボックス275の一実施形態では、機能は、例えばZhang他[2]及びLong他[3]において説明されている機能に関連していてもよい。

【0082】

[0082]さらに、行列Hで要約されているボックス275内の投影プロセスは、例えば、少なくとも1つのシステムパラメータ又は物体パラメータを表してもよい。システムパラメータは、例えば、焦点の形状、焦点のビーム出口の強度及び硬度並びに出口の形状特性、変化する管の供給電圧、ビームに依存するX線検出器の特性、又はX線散乱のうちの1つ又は複数であってもよい。物体パラメータは、例えば、物体の動きを表してもよい。これらのプロセスの不確実性（例えば、システムパラメータ及び／又は物体パラメータ）は、ベクトルパラメータ $p$ で要約されてもよい。画像再構成では、未知のボクセル値の数が、ベクトル $p$ 内の未知の係数の数をはるかに上回るため、 $p$ 自体のほんのわずかの成分が推定の対象になってもよい、ということに注意する。まばらな測定の状態では、ボクセル密度に対して制約を設け、例えばボックス255又はボックス260を使用することによって、 $p$ 及び物体のボクセルが推定の対象になってもよい。

【0083】

[0083]ボックス275で、断層撮影投影アルゴリズムが、 $H(p)$ のベクトルパラメータ $p$ と共に使用されてもよい。 $p$ を変更せずに、図2示されている処理ループが収束した後に、パラメータ $p$ が、性能基準に対して改善された解を見つけるように調整されてもよい。この性能基準は、例えば、イノベーションプロセス216の残差の最後のセット、残差のセット160、又は物体の計算された値と参照値の間の値の不一致に基づいてもよい。

【0084】

[0084]ボックス210で、非線形変換 $f_{12}$ が予測投影データ276に適用されて、変換予測データ211を取得してもよい。

【0085】

[0085]ベクトルパラメータ $p$ は、データ216、221、226、又は160を、例えば重み付き二乗和の最小化に使用して、システムパラメータを、変化する投影条件に最適に適合させる。投影条件は、例えば、ボックス275での投影演算Hのパラメータ、ボッ

10

20

30

40

50

クス 260 で要約された後処理法 P、並びにボックス 205 での関数  $f_{11}$ 、ボックス 210 での関数  $f_{12}$ 、ボックス 270 での関数  $f_{21}$ 、及びボックス 250 での関数  $g_{22}$  のパラメータで表される。

【0086】

【0086】データ 246 及び 261 は、外部のシステム変数及び目的を満たすように変更されてもよい。例えば、データ 246 及び 261 に含まれている一部の物体密度変数を先験的に知られた固定値にリセットすると、残りの物体密度変数及びシステムパラメータのより迅速な収束を支援することができる。

【0087】

【0087】ボックス 275 で、予測投影データ 276 が、1つ又は複数の物体空間のボクセルのセットに基づいて計算されてもよく、物体空間のボクセルのセットは、物体空間のボクセルのセットが投影空間に投影されるときにサイズが変化する、複数の分解能のグリッド（例えば、単一のグリッド点を含む）をカバーしてもよい。

【0088】

【0088】ボックス 275 で、適切な（1つ又は複数の）ピクセルのセットに関するボクセルの投影値が計算される。残りの投影値は、必要な範囲について、他の情報源を使用して計算されてもよい。

【0089】

【0089】ボックス 280 で、投影ピクセルデータ 201 及び予測投影データ 276 から残差データ 160 が生成されてもよい。残差データ 160 が測定法のノイズ（例えば、X線画像化の場合のホワイトノイズ）に近づき、説明できない投影物体密度の痕跡を（例えば、パラメータ  $p$  の係数が適切に決定され、図 2A 及び図 2B で表されたループ内のデータの密度が十分な収束したため）無視できる場合、計算された残差データ 160 がインベスティゲータ 170 及び出力デバイス 175 に転送されてもよい。

【0090】

【0090】ボックス 225 で、各イノベーションでの補正ゲイン行列が、1つ又は複数の生の隣接した先行するイノベーションゲインを重み付けする空間的な連続的重み付け関数を使用して計算されてもよく、それらのイノベーションゲインは、例えば米国特許第 8,660,330 号で使用するループゲイン決定の特徴の少なくとも一部を使用する方法で計算される。図 2 の現在のフィードバックループへの米国特許第 8,660,330 号の特徴の実装は、イノベーション 216 又は 221 が連続して統計的に有意な同一の符号である場合に、ボックス 230 での生のゲイン係数を増やして、パターン A を作成し、イノベーションが連続して統計的に有意な交互の符号である場合に、ボックス 230 での生のゲイン係数を減らして、パターン B を作成する。このアプローチの異なるバージョンが可能である。より基本的なプロセスのバージョンは、特定のイノベーションパターンを有する生のゲイン係数の著しく不正な値から開始し、反復  $i$  ごとに、有意な代替のパターンを検出するまで、ゲインを徐々に変更して、関連付けられたパターンの有意性を減らし、関連付けられた生のゲイン係数を前の値にリセットして、このプロセスを再び開始することである。ボックス 230 での先行するイノベーションプロセスを使用するボックス 225 でのゲイン調整又はその他の適切なメカニズムの選択肢は、システムノイズ、例えば密度領域の物体空間内のフィルタ効果、逆投影フィルタ特性の誤差、ロバストな影響関数の使用、単位 DC ループのフィードバックゲインの逸脱、及びその他のモデルの欠陥などから生じる、反復ループ計算内の準最適なゲイン決定の影響を減らすために提供される。例えば、第 1 の影響関数のセットを使用して改良された第 1 のピクセルイノベーション結果データ 216（Sunnegardh [15] を比較する）、第 2 の影響関数のセットを使用して改良された第 2 のピクセルイノベーション結果データ 221、及び第 3 の影響関数のセットによって改良された第 3 のピクセルイノベーション結果データ 226 に関して、イノベーションが、重み付け関数を使用して補正ゲイン行列の係数を計算してもよく、この重み付け関数は、測定及びモデルの欠陥を考慮するために、1つ又は複数の空間的に隣接するイノベーション行列の係数又は先行する反復からの 1つ又は複数の連続的なイノベ

10

20

30

40

50

ーション行列の係数に対する回帰によって計算されてもよい。1つ又は複数の連続的なイノベーション行列の係数は、イノベーションゲインの1つ又は複数の連続的な係数と呼ばれてもよい。

【0091】

【0091】ボックス170で、対象の物体が、 $p$ を制御するインベスティゲータによって、図2のループ内の $p$ のセットごとの最後の反復によって作成された160、216、221、又は226の重み付きの収束したイノベーションの残差を使用して、反復的に改良されてもよい。重み付きのイノベーションの残差の各セットが、図1に示され、図2A及び2Bで要約されている内側のフィードバックループ165内で、十分適切に収束した反復から取得される場合に、外側のループ内で計算されたパラメータ $p$ の摂動が、最適化に使用されてもよい。

10

【0092】

【0092】外部から制御可能なパラメータ $p$ の成分が、初期推定値から、イノベーションの残差160、216、221、226、或いは例えば、シミュレーションにおける、又は参照物体の密度に対して物体密度推定値の収束を評価するときなどの、既知のシステムの参照モデルからの逸脱に関して、外部の目的又は最小コストとの最良の一致を形成する推定値に、徐々に変化してもよい。画像再構成コンピュータ[165]の外部にあるインベスティゲータコンピュータ[170]は、既知の参照物体と対応する計算された物体密度の間の差異を特徴付ける投影残差又は物体の残差のうちの少なくとも1つの特性を使用しながら、パラメータベクトルの制御可能な成分を、初期設定から、外部の目的に対して最低のコストを生成する設定に徐々に変更するよう機能してもよい。

20

【0093】

【0093】投影残差は、先験的なパラメータ或いは近傍領域を表すパラメータ及び／又は近傍領域を使用して得られるパラメータを使用した、物体のシミュレーション及び課題の記録によって詳しく調べられた、ロバストな推定影響関数を使用して、処理されてもよい。これらのパラメータは、例えば、局所的な入力測定値、システムの特性、予測値、又は先験的に期待される物体及び測定の特性のうちの1つ又は複数の関数であってもよい。

【0094】

【0094】投影残差は、選択範囲上の残差の平滑化、選択範囲上の残差のスケーリング、又は選択範囲上の影響関数による重み付けのうちの少なくとも1つを使用して処理されてもよい。

30

【0095】

【0095】イノベーションデータ216、221、226、予備的更新データ236、及び更新データ241が、影響関数を使用して処理されてもよい。測定されたピクセルデータ155が、影響関数を使用して処理されてもよい。同様に、既知の物体密度再構成のシミュレーション中に、例えば、不一致の残差MMR-261が、影響関数を使用して処理されてもよい。

【0096】

【0096】図2A及び2Bのプロセスの実施形態は、例えば、線形再構成アルゴリズム(LRA)(例えば、フィルタ補正逆投影(FBP)又はその他の資格のある、線形であることが好ましい、再構成アルゴリズム)の能力を使用して、断層撮影の反転問題の固有値に効率的に対処する、最適化された再帰法によって拡張された高効率のコンピュータ断層撮影(eHector: extended high efficiency computed tomography with optimized recursions)を含んでもよい。このために、LRAは、220、225、及び240でピクセルごとの小信号データのゲインを使用して線形化されてもよい、非線形構造に埋め込まれてもよい。例えば、FBPが、単一のステップで、良好だが不完全な物体密度推定値を生成するのと同様に、本明細書では、FBPが、変換推定問題の線形化モデルに対して再帰的に使用されてもよい。正味の効果は、図2のこの線形化ループが、推定誤差の幾何学的縮小を含む縮小傾向が大きいマッピングを表すということである。この収縮は、測定ノイズ又はモデ

40

50

ルの誤差などの残差が、それ以上の反復によって解決できない不一致を引き起こす場合に、終了する。そのような不一致は、投影残差において発生することがあり、ベクトルパラメータ  $p$  の再推定のための原動力になる。

【0097】

[0097]線形化された  $eH E C T O R$  の場合、理想的には、線形カルマンフィルタが使用されてもよい。しかし、断層撮影再構成の場合、この最適なカルマンフィルタの決定は、最新の計算リソースの能力を超える。ボックス235のこのフィルタでは、最適なカルマンゲインを使用する代わりに、 $L R A$  が、現在のメモリレスのカルマンフィルタゲインを近似するために使用される。

【0098】

[0098]最適なカルマンフィルタを使用して線形フィルタリングをモデル化するとき、一連のイノベーションが、ホワイトノイズプロセスを形成する。イノベーションプロセスの分散は、メッセージモデル及び観測ノイズのランダムな原動力／データから生じる（ $S a g e$  他[4]の268ページを参照）。しかし、準最適なアプローチである、 $eH E C T O R$  の非線形ループ設定の場合、中程度の相関関係の連続的なイノベーションが生成される。そのため、 $eH E C T O R$  のループ構造は、最適な最小二乗アルゴリズム（例えば、最適なカルマンフィルタ）から、いくつかの方法で逸脱している。例えば、 $L R A$  は、最適なフィルタゲインの準最適な近似である。さらに、小信号データの線形化は、最適なフィルタの適用の場合にのみ近似になり、イノベーションプロセスはホワイトプロセスにならない。それでも、中程度の密度データ値の変化の場合、適切に選択された  $L R A$  （現在のフィルタ補正逆投影断層撮影などで使用される  $L R A$  など）は、反復ごとに、縮小傾向が大きいマッピングを提供する。例えば、グリッド分解能が徐々に増加する場合、中程度の密度値の変化を期待することができ、数回の反復での非線形フィルタの収束が可能になる。反復の計算コストが、幾何学的合計において蓄積し、最後の反復が、例えば単一の逆投影又は反転のコスト成分に近い、支配的なコスト成分を決定する。

【0099】

[0099]グリッド分解能が増加するとき、イノベーションプロセスでの空間的な高周波成分が、より顕著になることがある。 $X$  線断層撮影では、例えば、物体密度推定値の収束において、これらの空間的な高周波投影成分が、空間的測定のホワイトノイズに近いノイズを生成する。連続的にグリッド分解能が増加するとき、イノベーションの相関関係は中程度のままである。しかし、これら及び近似のその他の態様の場合、現在のループ設定は、断層撮影再構成の実用的且つ効率的な計算にとって十分であり、図2A及び2Bで詳細に示されて

いる画像再構成器165において使用される計算の基礎を形成する。

【0100】

[0100]本発明の一実施形態では、ボックス165での反復の連続的プロセス、ボックス255でのローパスデータフィルタの無視、小さいイノベーションを伴うグリッド分解能の増加、及び近似的で準最適な、明示的に計算されない  $L R A$  のゲインの使用が、状態変数の固定された次元数、明示的に計算されるゲイン  $K$ 、及び有限分散を含む適切に指定された前の統計値を使用する最適な線形カルマンフィルタと比較されてもよい。

【0101】

[0101]これらのカルマンフィルタの条件のいずれも、図2の計算を正確に表さない。それでも、この計算モデルは、図2の反復プロセスの定性的評価を可能にする。

【0102】

[0102]理想的な状況の場合に期待される性能の比較及び推定のために、表1に、 $S a g e$  他[4]の268ページに示されている最適な離散カルマンフィルタアルゴリズムを編集して示している。

10

20

30

40

50

【表 1】

## 離散カルマンフィルタアルゴリズム

|                 |                                                                                                                                                                                                                                                                                                   |
|-----------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 前の統計値           | $E\{w(i)\} = 0 \quad E\{v(i)\} = 0 \quad E\{x(0)\} = \mu_x(0)$<br>$\text{var}\{x(0)\} = V_x(0)$<br>$\text{cov}\{w(i), w(k)\} = V_w(i) \delta_K(i-k)$<br>$\text{cov}\{v(i), v(k)\} = V_v(i) \delta_K(i-k)$<br>$\text{cov}\{w(i), v(k)\} = \text{cov}\{x(0), w(k)\} = \text{cov}\{x(0), v(k)\} = 0$ |
| 初期条件            | $\hat{x}(0 0) = \hat{x}(0) = E\{x(0)\} = \mu_x(0)$<br>$V_{\hat{x}}(0 0) = V_{\hat{x}}(0) = \text{var}\{x(0)\} = V_x(0)$                                                                                                                                                                           |
| メッセージモデル        | $x(i+1) = T(i+1, i)x(i) + \Gamma(i)w(i)$                                                                                                                                                                                                                                                          |
| 観測モデル           | $z(i) = H(i)x(i) + v(i)$                                                                                                                                                                                                                                                                          |
| 先験的分散<br>アルゴリズム | $V_{\hat{x}}(i+1 i) = T(i+1, i)V_{\hat{x}}(i)T^T(i+1, i) + \Gamma(i)V_w(i)\Gamma^T(i)$                                                                                                                                                                                                            |
| ゲイン方程式          | $K(i) = V_{\hat{x}}(i i-1)H^T(i)[H(i)V_{\hat{x}}(i i-1)H^T(i) + V_v(i)]^{-1}$<br>$= V_{\hat{x}}(i)H^T(i)V_v^{-1}(i)$                                                                                                                                                                              |
| 帰納的分散<br>アルゴリズム | $V_{\hat{x}}(i) = [I - K(i)H(i)]V_{\hat{x}}(i i-1)$                                                                                                                                                                                                                                               |
| フィルタアルゴリズム      | $\hat{x}(i) = T(i, i-1)\hat{x}(i-1) + K(i)[z(i) - H(i)T(i, i-1)\hat{x}(i-1)]$                                                                                                                                                                                                                     |

10

20

30

表1.離散カルマンフィルタアルゴリズム

## 【0103】

【0103】カルマンフィルタの比較の線形化部分は、次の方法でモデル化される。簡単にするために、ノイズ駆動型の動的システムの成分（表1）が存在しない静的システムについて考え、 $V_w(i > 0) = 0$ とし、ただし初期分散 $V_x(0) = V_w(0) = V_M \neq 0$ が、初期モデル状態共分散行列を表すとする。このモデルの状態 $x_m$ の推定は、先行する状態の推定と、カルマンゲイン $K(i)$ によって重み付けされたイノベーションの組み合わせである（Sage他[4]の268ページを参照）。ここで、独立した測定ノイズの寄与の新しいセットではなく、測定成分の同じ固定されたセットを使用しているにもかかわらず、相関関係のない観測ノイズ $V_v(i)$ が仮定される。連続的な相関関係は、ノイズデータが、その後、相互に一致しないことがあるため、例えば、平滑化处理、グリッド分解能の同様の増加、及び冗長な測定を考慮して、無視される。そのため、連続的な相関関係は、物体密度において（ほとんど）表すことができず（ただし、損傷を与える画像ノイズを除く）、したがって、状態の更新は、ホワイトノイズの存在における計算ステップと同じ計算ステップを使用してもよい。このモデルは、物体125が存在しないときのノイズ値の固定されたセットの再構成が、物体125の最終的な存在と比較したときに、無視で

40

50

きるボクセル密度を生成する程度まで、正当化することがでる。実際、ボックス 255、260、270、及び285は、わずかなフィルタ効果を使用して、ボクセルデータ値における高周波成分を抑制し、それに応じて、例えば「物体投影の不一致」に起因する、大きい投影残差値をそのままにすることができる。最初は必ずしも最適でないカルマンフィルタモデルの線形化部分は、物体密度状態ベクトル  $\underline{x}$  に関して、次のように表すことができる。

$$\underline{x}(i) = \underline{x}(i-1) + K(i) [\underline{z}(i) - H(i) \underline{x}(i-1)] \quad [1.1]$$

$$K(i) = V_X(i) H^T(i) V_V^{-1}(i) \quad [1.2]$$

ここで、

$V_W(0)$  は、状態の分散  $V_X(i)$  に含まれている初期物体密度の分散を表す  $[1.3]$

$$\underline{z}(i) = H(i) \underline{x}(i) + \underline{v}(i) \quad \text{投影測定ベクトル} \quad [1.4]$$

ここで、

$H(i)$  物体密度状態ベクトル  $\underline{x}(i)$  の観測行列  $[1.5]$

$\underline{v}(i)$  は、観測／測定ノイズである。  $[1.6]$

[0104]

[0104]システムノイズ  $V_W = 0$  及び一定な相関関係のない観測ノイズ  $V_V(i)$  によって駆動されるメッセージ物体密度モデルの場合、 $i$  が無限大になるにつれて、カルマンゲイン  $K(i)$  が 0 に収束する。

$$K(i) \rightarrow 0 \quad [1.7]$$

観測ノイズの固定パターンを前提として、固定されたグリッド分解能での反復中に、対応する  $eHETOR$  においてデータ処理の線形化の動作点を決定している間は、次の式をそのままにすることで、十分であることがある。

$$K(i+1) = K(i) \quad [1.8]$$

[0105]

[0105]物体のボクセル数及び投影ピクセル数が大きい  $CT$  では、数値的な理由のため、カルマンゲインフィルタシステム（特に、カルマンゲイン）は、計算不可能になる。しかし、同等の特性を有する  $LRA$  の近似を利用できる。最適なカルマンゲインに対するそのような近似は、Radon [5] の設定、Wood 他 [14] による小規模システムの最小分散の実装、又は最適なカルマンフィルタのような 1 ステップの反転を提供しないが、大規模システムの場合に、良好な縮小傾向の  $LRA$  が得られる。例えば、Radon のアプローチ [5] によって動機付けられた近似を使用して、FBP に類似する縮小傾向のマッピングが得られる（ただし、Zeng 他 [1] を参照）。

[0106]

[0106]図 2 は、例えば、対数関数  $f_{11}$ （ボックス 205）、対数関数  $f_{12}$ （ボックス 210）、対数関数  $f_{21}$ （ボックス 290）、指数関数  $g_{22}$ （ボックス 250）、イノベーションスケールリング行列  $Z$ （ボックス 220）、及び更新スケールリング行列  $L$ （ボックス 240）を使用する特別な場合も示している。ボックス 220 及び 240 の場合、行列  $Z$  及び  $L$  はそれぞれ、対角優位行列によって表されてもよく、各対角要素は、データストリーム内の単一のピクセル又は単一のボクセルなどのデータ要素に対応する。図 2A のボックス 220 の反復  $i$  で、行列  $Z(i)$  の要素は、第 1 の成分である、投影データのピクセルセット  $s(i)$  201 に関する関数  $f_{11}(s(i))$ （ボックス 205）の小信号の反転傾斜と、補完的な対応する重み付きの第 2 の成分である、関数  $f_{12}(p_f(i))$ （ボックス 210）の小信号の反転傾斜との、ピクセルごとの加重平均を表してもよく、 $p_f(i)$  は、予測フィードバック測定ピクセル 276 の値のセットであってもよい。ボックス 240 で、行列  $L(i)$  の要素は、関数  $g_{22}(d_{tr}(i))$  のボクセルごとの小信号の反転傾斜、又はその反転傾斜と、関数  $f_{21}$ （266）の小信号の傾斜との加重平均を表してもよい。

[0107]

[0107]関数  $f_{11}$ （ボックス 205）及び関数  $f_{12}$ （ボックス 210）は、同一のセ

ットの対を形成してもよく、関数  $f_{21}$  (ボックス 290) 及び関数  $g_{22}$  (ボックス 250) は、相互に逆関数であるセットの対を形成してもよい。目的に応じて、関数  $f_{11}$  (ボックス 205)、 $f_{12}$  (ボックス 210)、及び  $f_{21}$  (ボックス 290) の機能は、例えば、対数関数 (例えば、投影がごく少数である場合) 又は平方根関数 (例えば、測定された陽電子放射断層撮影 (PET) 又は単光子断層撮影 (SPECT) の光子計数信号の分散安定化の場合) であってもよい。関数  $g_{22}$  (ボックス 250) は、例えば、指数関数又は二次関数の一部であってもよい。関数  $f_{11}$  (ボックス 205) 及び関数  $f_{12}$  (ボックス 210) は、例えば、1つ又は複数の入力投影ピクセルのポアソン分散安定化平方根関数であってもよい。

【0108】

【0108】CT再構成のための近似的なカルマンフィルタゲイン行列  $G$  を得る、米国特許第 8,660,330 号の概念の代替及び拡張が使用されてもよい。そのため、図 2 では、制約を可能にするように設計された、一般化された非線形の近似的カルマンフィルタが要約されている。強化の様子は、ボックス 235 での、現在の非線形フレームワーク内で近似的なカルマンフィルタゲインをエミュレートするための、近似的な逆投影又はその他の反転アルゴリズムの埋め込みである。これらの機能的及び構造的変更は、1ステップの最適な推定器を損なうが、ボクセル密度推定フィルタ内で線形化を使用して、急速に収束する断層撮影再構成を可能にする。一般化では、図 2 に示されている  $f_{11}$  (ボックス 205) 及び  $f_{12}$  (ボックス 210)、並びに  $f_{21}$  (ボックス 270) 及び  $g_{22}$  (ボックス 250) の非線形関数の選択に関連する、行列  $Z$  (ボックス 220) 及び  $L$  (ボックス 240) を追加する。

【0109】

【0109】表 1 から、図 2 に示されている静的線形モデルに関して、次の式が得られる。

$$T(i+1, i) = I \quad [2.1]$$

$$r(i) = I \quad i = 0 \text{ の場合} \quad [2.2]$$

$$= 0 \quad i > 0 \text{ の場合}$$

【0110】

【0110】前の統計値  $E[x(0)] = \mu$  は、インプラントのような、先験的に知られた密度値  $\mu_x$  を含む領域などの、ベクトル  $y$  で表された  $x$  の固定されたサブセクションを含んでもよい。これに対応して、 $V_{yy}(i) = 0$  である。それに応じて、反復内で  $y$  が  $\mu_e$  にリセットされ、 $\mu_e$  は  $g_{22}^{-1}$  を使用して変換された  $\mu_x$  のサブセットを表す。

【0111】

【0111】効果的な線形画像再構成 (LRA) は、ルートが通常は  $<< 1$  (及び、 $det |C_X| << 1$ ) である、縮小するマッピング  $C_X$  を生成する。

$$V_X(i) = C_X V_X(i | i-1) = C_X V_X(i-1) \quad [2.3]$$

帰納的分散アルゴリズムから、次式が得られる。

$$K(i) H(i) = I - C_X(i) \text{ 又は } C_X(i) = I - K(i) H(i) \quad [2.4]$$

【0112】

【0112】小信号表現の場合、新しいカルマンゲイン  $K'$  が指定され、小信号ループゲイン行列  $Z$  (ボックス 220) 及び  $L$  (ボックス 240) に関連付けられてもよい。小信号ループゲイン行列  $Z$  及び  $L$  は、非線形変換の傾斜に基づいてもよい。例えば、ゲイン行列  $Z$  (ボックス 220) は、ボックス 205 (ボックス 205 では、投影ピクセルデータ 201 が入力され、例えば対数的に変換される) の入力変換の動作点及びボックス 210 の予測データ 211 に関連付けられた関数  $f_{11}$  及び  $f_{12}$  の傾斜を補償するために使用されてもよい。同様に、例えば、ゲイン行列  $L$  (ボックス 240) は、出力変換  $g_{22}$  (例えば、指数関数) 及びその反転  $f_{21}$  に関連付けられてもよい。線形の場合、カルマン  $K$  行列 (ボックス 235) は、例えば、フィルタ補正逆投影 (FBP) 又は逆投影フィルタ (BPF: back-projection filter) 近似 (Zeng 他 [1] を参照) などの、LRA によって近似されてもよく、 $H$  は、散乱などの現象を含む、推定された物体の順投影であってもよい。

10

20

30

40

50

## 【0113】

[0113]任意選択的なゲイン行列  $G$  (ボックス 225) は、 $K$  が通常、近似されるため、 $K$  (ボックス 235) に対する補正を支援してもよく、 $G$  (ボックス 225) は、エントロピー増加、安定化、及び制約するローパスフィルタ、先験的な制約、及びフィードバックループ内のその他の介入などの影響を補償するのを支援する。ローパスフィルタ 255 及び先験的な物体に関する知識 260 が、特にまばらな投影データの物体密度計算において、 $eH E C T O R$  の安定性を支援するように、設定されてもよい。

## 【0114】

[0114]すべての行列について、退化した単一のグリッド点のケースに対して、小信号解析が、特定の入力データ 201 から開始し、例えば、スカラーゲイン (行列)  $G$  を調整して、ユニティ (DC) ループゲインを提供してもよい。さらに多くのグリッド点を使用される場合、初期ループゲインは、例えば、米国特許第 8,660,330 号又はその他の基準に類似する観測されたイノベーションシーケンスデータに基づいて、行列  $G$  を使用して調整されてもよい。フィードバックループの解析の一部の実施形態では (例えば、特定のグリッド分解能での物体再構成問題が、少数の投影を使用する場合などの、まばらな測定データセットを使用するのではない場合)、ボックス 255 での平滑化处理 (エントロピー増加処理) の使用が無視されるか、又は影響を最小限に抑えるように調整されてもよい。

10

## 【0115】

[0115]ノイズが少なく、少量のイノベーションデータ 206 の場合、図 2 の非線形フィルタリング問題は、例えば表 1 に示されているカルマンフィルタ方程式を使用して解析されてもよい。

20

## 【0116】

[0116]簡単にするために、201 のピクセルデータ  $s$  が、中程度のノイズ及び実際の物体密度に近い計算された物体密度の収束に対応する、276 の予測ピクセル値  $p$  に近い値を含んでいると仮定する。その場合、例えば、データ 201 の関数  $f_{11}$  のピクセルごとの傾斜値及びデータ 276 の関数  $f_{12}$  のピクセルごとの傾斜値は、おおよそ同じ ( $s$   $p$ ) である。276 のフィードバックの摂動  $\Delta p$  (又は、同様に 201 の測定データの摂動  $\Delta s$ ) の小信号ループゲイン特性を補償するために、小信号対角ゲイン行列  $Z$  (ボックス 220) が、次の反転傾斜要素を含んでもよい ( $s$   $p$  を仮定する)。

30

$$z_{dd} = \sigma p_d / \sigma f_{11}(p_d) = z_d \quad [2.5]$$

ここで、 $z_d$  は、インデックス  $d$  での  $Z$  行列の対角非ゼロ要素を表し、 $\sigma$  は微分演算子である。傾斜  $z_d$  は、データ 201 及び 286 のノイズ特性に応じて関数  $f_{12}$  及び関数  $f_{11}$  から得られた重み付きの組み合わせであってもよい。係数  $z_d$  の使用は、下でさらに説明される影響関数による制約を受けることがある。

## 【0117】

[0117]その後、近似された小信号の摂動が  $LRA$  (ボックス 235) を通過し、カルマンフィルタゲインを近似し、予備的ボクセル更新を計算してもよい。

## 【0118】

[0118]フィルタの小信号出力 (表 1 の  $x(i)$  に対応するデータ) の後に、小信号変換行列  $L$  (ボックス 240) が続き、変換物体密度推定値  $dtr(i)$  のその後の非線形ゲインを補償してもよい。

40

## 【0119】

[0119]対角行列  $L$  (ボックス 240、ボクセル密度  $V_q$  に関連する) は、次の要素を含む。

$$l_{qq} = \sigma v_q / \sigma g_{22}(v_q) l_q \quad [2.6]$$

インデックス  $qq$  を  $q$  に置き換えると、対角要素を示す。係数  $l_q$  の使用は、下でさらに説明される影響関数による制約を受けることがある。

## 【0120】

[0120]成分 220、235、及び 240 を組み合わせるが、

50

(i) 簡単にするために、 $G = I$ のままにし、

(ii)  $\dim(z) \geq \dim(x)$ であると仮定し、 $z$ は冗長であるが、物体密度  $x$  を計算するために独立して収集された測定値であるとする、新しい小信号の、入力データ 201 に依存する、カルマンフィルタに似たゲイン行列  $K'$  が得られる ( $\dim(z) < \dim(x)$  の場合に使用されるループ内の平滑化処理／エントロピー増加 255 及び 260 の処理を無視する)。

$$K' = L K Z \quad [2.7]$$

[0121]

関数  $g_{22}$  (ボックス 250) の成分の項の非線形の寄与の小信号近似 (傾斜) から、再び、行列  $L^{-1}$  が得られる。この簡略化されたモデルにおいてボックス 255 及び 260 を無視して、投影行列  $H$  (ボックス 275) が、 $p_d(i)$   $s_d(i)$  の範囲内の動作点で、 $f_{11}[s_d(i)]$  (ボックス 205) と  $f_{12}[p_d(i)]$  (ボックス 210) の重み付きの組み合わせによって形成された線形近似によって変更され、例えば、 $1/p_d$   $1/s_d$  となる傾斜要素の重み付きの組み合わせを使用する  $f_{11}$  及び  $f_{12}$  での対数変換の場合に、対角行列  $Z^{-1}$  を生成する。したがって、 $L^{-1}$  での  $g_{22}$  の小信号の置換及び  $f_{12}$  と  $f_{11}$  の組み合わせが  $Z^{-1}$  をもたらし、新しい小信号データ摂動投影行列  $H'$  が得られ、次式で定義される。

$$H' = Z^{-1} H L^{-1} \quad [2.8]$$

[0122]

新しいカルマンゲイン  $K'$  と観測行列  $H'$  の共有の特性を確認すると、対角 (スケーリング) 行列  $L$  及び  $Z$  を使用して、帰納的アルゴリズムから、次のループゲインが得られる。

$$K' H' = L K Z Z^{-1} H L^{-1} = L K H L^{-1} = L (I - C_X) L^{-1} = (I - L C_X L^{-1}) \quad [2.9]$$

ここで、 $\det ||L|| \det ||L^{-1}|| = 1$ 、 $C_X$  のルート  $< 1$  であり、適切な  $LRA$  の使用を仮定する。小信号近似の場合に、フィードバックループを再帰的に通過することによって、最適なカルマンフィルタゲインに対する  $LRA$  の近似の逸脱  $C_X$  によって制限される幾何学的物体密度縮小係数が得られる。例えば、 $I$  と  $KH$  の間の一致に応じて後の分散の削減を示す、表 1 の線形カルマンフィルタの帰納的分散アルゴリズムを比較する。反対に、一致しない測定成分は、それ以上縮小傾向があるマッピングがない、加重最小二乗推定につながる。収束での残差の構造は、診断システムの性能に役立つ。例えば、ホワイトノイズの投影残差及び投影残差において無視できる物体の特徴 (もしあれば) は、収束を示し、再構成において取得されるモデルの精度を定量化することがある。

[0123]

$K(i)$  (方程式 2.9) の有効性を表す  $C_X(i)$  に対する判断は、次に基づいてもよい。

(i) 一連の反復における物体の特徴の残差の縮小、

(ii) 測定によって引き起こされる投影の背景ノイズの存在 (例えば、X 線断層撮影又は電子線断層撮影の場合の近似的な投影のホワイトノイズ)、物体の投影の特徴の不在 (例えば、同じ物体の異なる測定のセットの残差間の差異を調べることによる)、及び

(iii) グリッド分解能の増加でイノベーションを比較するときの、連続的なホワイトイノベーションデータ 216 に近いデータの存在 (216 のより高い分解能でのピクセルに対応するように補間する必要があるより低いグリッド分解能からの遡及的なイノベーションステップ)。

[0124]

$LRA$  の  $K$  (ボックス 235) の不正確さ (例えば、 $\det ||C_X|| \neq 0$ ) 及び出力変換 (ボックス 250) 後のローパス平滑化／エントロピー増加処理 (ボックス 255) をそれぞれ補償するために、 $K$  は、イノベーションゲイン調整行列  $G$  (ボックス 225) を使用して増大されてもよい。ゲイン調整器  $G$  (ボックス 225) は、入力データの  $f_{11}$  の傾斜 (ボックス 205) 及び観測の予測データの  $f_{12}$  の傾斜 (ボックス 21

10

20

30

40

50

0) の動作点の範囲内で、ゲイン値を適度に変更する。ゲイン調整行列  $G$  は、予測投影密度の一貫した過小推定又は過大推定から生じる、ビームハードニングなどの要因による影響を受けることがある。それらのビームハードニングの影響の補正に固有の方法が、他者によって開発されている。行列  $L$  を使用する価値は、単位行列  $I$  (方程式 2.9) の 216 ~ 211 の小信号ループゲイン全体を支援する関数  $g_{22}$  に関連付けられた小信号ループゲインを補償することであり、それらの差異はボックス 215 において生じ、ノイズ以外の小さい差異を意味し、したがって、反復計算中の物体密度の急速な収束を意味する。

【0125】

[0125] 主に関数  $f_{11}$  (ボックス 205)、関数  $f_{12}$  (ボックス 210)、関数  $f_{21}$  (ボックス 290)、及び関数  $g_{22}$  (ボックス 250) の小信号の特性が、ボックス 220 の行列  $Z$  及びボックス 240 の行列  $L$  に使用されてもよく、小信号行列要素の一部が、0 に設定されるか、又は何らかの先験的な情報の存在下で除外されてもよい。例えば、インプラント又は患者の周囲の密度などの物体密度は、ある時点で先験的に知られてもよい。それらの物体密度の推定に関連付けられた要素は、除外されてもよく、対応する物体密度データが、既知のデータ値に置き換えられる。

【0126】

[0126] 断層撮影再構成の場合、既知ではなく、例えば、インプラントなどの物体の特性、ビームのスペクトル特性、放出されるビームの変化する硬度、物体の動き、散乱、呼吸及び心臓の動き、並びに画像再構成器 165 の外部のその他のシステムの構成要素に起因する、ビームハードニングにおける不確実性を表す他の手段によって観測もされないパラメータは、画像再構成器 165 内で、例えば図 2 に示されている投影行列  $H$  (ボックス 275) で表されて、調整されてもよい。そのようなパラメータは、ボックス 200、205、210、250、255、260、及び 290 の関数を調整してもよい。それらのパラメータは、例えば Levenberg-Marquardt (LM) のアプローチを使用して、一緒に推定されるか、又は別々に推定されてもよい。測定値のセットを記録した後、LM 又は同等のアプローチは残差データから計算し、それらの残差データは、対応する物体の推定が収束したときに、画像再構成器 165 内で変更されたパラメータのセットから計算されており、不確実性を含むパラメータに対する調整が、収束するまで継続する。

【0127】

[0127] 冠動脈枝の拍動モデルの推定に LM 処理を使用する、そのような LM ベースの再構成の例が、図 3 及び図 4 に示されており、データは、医療用 2 方向 C アームシステムを使用して収集されている。モデルパラメータ計算では、50 個以上のパラメータを使用して、例えばイメージインテンシファイアの静磁場及び変動磁場のゆがみ並びに C アームの位置の誤差から生じる投影の位置合わせを再推定した。

【0128】

[0128] 画像再構成器 165 における反復の初期化は、多数のボクセルではなく、例えば投影ごとに単一のボクセル及び単一のピクセルから、低いグリッド分解能で開始してもよい。初期ボクセル密度は、例えば、投影密度の平均から得られる。次に、反復で、グリッド分解能が望ましいレベルに増やされてもよい。分解能の変化は、同じ反復間隔で行われなくてもよく、1 回の分解能の増加量が同じでなくてもよい。グリッド分解能が増やされるときにモデルパラメータ  $p$  の成分を組み込む数及び順序は、誤差の削減、又は例えば Schwarz [6] 及び Akaike [7] などにおける情報基準に基づいて、事前に決定されてもよい。パラメータ係数の受容は、例えば、データ 206 又は 160 の測定値、及び再構成で  $p$  の成分を組み込むときの改善の程度に基づいてもよく、パラメータ及びそれらの選択の重要度の決定に使用されてもよい。

【0129】

[0129] 初期化後に、ボックス 220 及びボックス 240 によって、ループゲインの主要なゲイン調整が決定される。残りのゲイン調整があれば、それらのゲイン調整が、一連の先行するイノベーション 216 のパターンから得ることができる行列  $G(i)$  (ボックス 225) のゲインを使用して実施されてもよい。固定されたグリッド分解能での有意な振

10

20

30

40

50

動は、過剰なゲイン、持続する有意な静的イノベーション値の不十分なゲイン、及びランダムなパターンの適切なゲインを示していることがある（例えば、米国特許第 8, 6 6 0, 3 3 0 号を参照）。

【0130】

[0130]発明の手法の比較

【0131】

[0131]非線形の反復断層撮影再構成は、多くの人によって、長年にわたって集中的に追及されてきた。例えば、E l b a k r i 他 [8] 及び [9] には、多エネルギー X 線源スペクトル、エネルギー依存の減衰、及び重複しない材料を考慮するアプローチが記載されている。それらの目的は、既知のエネルギー依存の質量減衰係数を使用して未知の物体密度を計算することである。E l b a k r i のアプローチは、この多エネルギーモデルに対してペナルティ付き尤度関数を定式化し、順序付けられたサブセットの反復アルゴリズムを使用して、ボクセルごとに未知の物体密度を推定する。

10

【0132】

[0132]同様の目的に対処する多エネルギーの同時代数的再構成法 (S A R T : S i m u l t a n e o u s A l g e b r a i c R e c o n s t r u c t i o n T e c h n i q u e) (アルゴリズム) の H u m p h r i e s の解析 [10] は、収束条件が減衰係数の特性を含む複数の要因に依存することを示している。さらに、S A R T の収束は保証されず、反復のヤコビ行列のスペクトル半径は、必ずしも 1 未満にならない。

20

【0133】

[0133]米国特許第 8, 9 2 3, 5 8 3 号は、安定化ペナルティ関数  $S(x)$  を使用してモデルの尤度  $D(y; x)$  を最小化することによって、マルチスペクトル測定からの二重エネルギー CT データを再構成した。米国特許第 8, 9 2 3, 5 8 3 号には、測定値  $y$  から物体  $x$  を再構成するときに、「この方法の欠点は、 $x$  と  $y$  の間の非線形関係に起因して、関数  $D(y; x)$  をモデル化するのが、通常は非常に複雑であり、計算的に困難であることである」と記載されている。

【0134】

[0134]最近、S t a u b 他 [11] は、少数の固有ベクトル表現を物体の再構成に使用して、患者の生体構造の動きをボクセルごとのスケールで使用して追跡する能力を示した。S t a u b 他 [11] は、N e l d e r - M e a d シンプレックスアルゴリズムが、物体の動きを表す少数のパラメータを推定するための最もロバストなアプローチであることを発見した。

30

【0135】

[0135]前述した困難を克服する革新的な代替の計算の概要説明を簡単にするために、新しいアプローチのすべてのモデルパラメータを推定の対象にすることができる。ビームハードニング、X 線源スペクトルの変化、機器の動き又はずれなどを特徴付ける外部機器の特性のパラメータ、或いは物体の材料特性、物体の動きなどの物体内部のパラメータが、単一のパラメータベクトル  $p$  において組み合わせられる。システムの変化は、このパラメータの変化によって特徴付けられ、図 1 に示されているように、195 を介してインベスティゲータ 170 によって送信されたパラメータデータの計算された推定値によって、修正することができる。再構成パラメータは、例えば、残差二乗和又は残差データの計算されたロバストな推定値のその他の基準を使用してもよく、例えばデータ 160、データ 216 の影響関数を使用して、例えばシミュレーション、不一致の残差 (M M R - 2 6 1) の場合に、再構成の性能を決定する。この設定において、パラメータ、機器、及び物体の任意のセットに対して、最適な物体再構成が実行される。パラメータベクトル  $p$  から、再構成誤差を最小化するか、又は再構成の性能を最適化する、大域的に最適なパラメータデータ  $p$  のセットが計算される。

40

【0136】

[0136]現在、未知の画像化システムの成分  $p$  を推定しない場合でも、公開された非線形の反復アルゴリズムの物体密度推定は、前述したように、ゆっくりと収束する。物体の外

50

部又は内部のパラメータを含む、最適なデータセット  $p$  の複数の成分を推定する必要がある適用の場合、それらのシステムは、次によって制限される。

1. 単一のモデルパラメータの評価を追加する場合でも、著しく計算量が増加する。
2. 収束が達成されたように見える場合でも、強い物体の特徴を示す、反復ごとの投影残差の高い相関関係。この欠点は、例えばイノベーション 216 に関する、誤差密度の縮小傾向が大きいマッピングの欠如に起因しており、最適解から遠いモデルパラメータの効果的な調整を支援しない。
3. 明示的な反復の数値最小化（山登り法）を使用して、単一の特定の固定されたパラメータ  $p$  に関して性能基準を決定し（一部分において、最小化する解からの遠い距離に起因する）、無限又は単数に近いパラメータ更新行列を作成し、多数の可変モデルパラメータを考慮する能力をさらに制限する、投影残差の高い相関関係。
4. 安定化ペナルティ関数  $d(y : x)$  を識別するのが困難である（例えば、米国特許第 8,923,583 号を参照）。

【0137】

[0137] 対照的に、本明細書に記載された本発明は、縮小傾向が大きいパラメータ推定手法（方程式 2.9）を組み合わせる。本発明の有効性は、例えば次から得ることができる。

1. 反復的データ処理の第 1 のレベルで、線形化されたカルマン投影法によって提供される、数値的ではない、解析的方法を使用し、そのレベル内で、少ない数値計算量（方程式 2.9）で、反復から反復への縮小傾向が大きいマッピングを作成する、効率。
2. 効果的な線形に近い小信号近似計算を可能にするほど、密度推定値の変化を十分小さく保つ、グリッド分解能の緩やかな増加。
3. ベクトル  $p$  内のパラメータの数値最適化。各反復内で、上の（1）によって最適解に近づきながら、（イノベーションプロセスを作成する反復の）投影残差の行列が、それらのパラメータの変化を明確に表す（最適化に関連付けられたヘッシアン行列の非特異性）。パラメータは、例えば、図 2 に概略的に示されている、投影行列  $H_{mno}$ 、変換  $f_{11}$ 、 $f_{12}$ 、 $f_{21}$ 、及び  $g_{22}$ 、並びにその他の関連するシステム変数の係数に対する影響を表してもよい。
4. ボックス 225 などの安定化ペナルティ関数を設計及び適用することの単純さ。

【0138】

[0138] このアプローチ例示的な結果が、図 6 に示されている。革新的な eHECTOR は、CERN の SART の 2017 年 8 月 30 のリリース（Biguri 他 [21]）と比較した場合、高い画像品質及び 10 倍以上速い速度を示す。図 6A に示されているように、eHECTOR は、SART より大幅に正確な物体の特徴の再構成及びより小さい残差を示している。さらに、図 6B で、eHECTOR の暫定版が、まばらな投影データセット（例えば、5 回の投影）から、有用な物体再構成結果を示しており、CERN の SART による有用な物体再構成結果は、32 回の投影によって取得されている。図 6A 及び 6B は、米国国立衛生研究所（NIH: National Institutes of Health）の国立小児保健発育研究所（NICHD: National Institute of Child Health and Human Development）の Eunice Kennedy Shriver の Bassler Laboratory で実装された eHECTOR 及び SART を示している。これは、NIH による eHECTOR プロセスの承認ではない。

【0139】

[0139] 例えば、例えば、図 1 のインベスティゲータ 170 によって制御されるパラメータベクトル  $p$  のサブセットに対するモデルパラメータの適合最適化は、図 2 に示されているような、216、221、226、又は 160 の残差データ行列又は MMR-261 を使用して、測定と予測の間の誤差を表すそれらの残差を最小化する。2 エネルギースキャニングなどの、複数の測定方法を使用する場合、推定問題のコスト関数に対して、重み付けを指定する必要がある。この数値最適化は、反復再構成アルゴリズムの実行時に、特定の解析に基づいて収束される反復で使用されてもよい。その後、 $p$  を数値的に推定するた

めの好ましい方法は、これらの残差データ行列のいずれかに適用される Levenberg-Marquardt 手順 (LMP: Levenberg-Marquardt procedure) である。50 個以上のパラメータを使用する場合でも、収束を簡単に実現することができる。図 3 の冠動脈の拍動モデルの投影、及び図 4 の対応する再構成に示されているように、50 個以上のパラメータを使用して、例えば、2 つの陰極 X 線イメージインテンシファイア及びそれらの個別の地磁場に対する方位の感度を使用することに起因する画像ゆがみ、二重 C アームガントリーのアームの独立した動揺、回転位置合わせの中心のわずかな相互のずれ、6 つの投影方向に関する冠動脈の拍動モデルの画像フレーム収集のタイミングのオフセット、冠動脈モデルの屈曲、ねじれ、及び脈動、並びに C アームの方位角の増分の誤差を表す。

【0140】

[0140] eH E C T O R の効率は、反復ループ内で小信号近似を使用して実現される。特定の分解能での小信号動作の良好な収束は、計算コストがさらに大きい、より高い分解能でのより良い小信号近似を支援する。したがって、小信号近似が「十分に良い」ように見えるとき (例えば、線形モデルからの非線形性のループ効果のずれが 10 % 未満であるとき) に、より高い分解能への切り替えが発生するべきである。この線形性の目的が、少なくとも、高密度又は重要な領域を表すデータ (例えば、ピーク密度より 1 % を超えて高い密度値) に適用されるべきである。効果的な収束を実現するための次のような複数のアプローチが、これらの組み合わせを含めて、可能である。

1. 分解能の各レベルに必要な期待される反復回数を、理論的及び実験的評価から推定する。期待される収束は、特定の再構成の状況 (例えば、頭蓋の再構成) に適用されてもよい。

2. 物体データの残差値が反復間で有意に縮小する間、特定の分解能で反復を続行する。特に、残差データの変化がシステムノイズレベルと比較して大きい場合、反復を続行するが、残差データの変化が有意でない場合 (例えば、残差データの変動がノイズ又はその他の基準に相当する場合)、反復を終了する。

3. 影響関数及びその他の非線形のシステム関数が線形に近い領域 (N L R : n e a r - l i n e a r r e g i o n s) 内で動作していない間、例えば、影響関数の入力値及び出力値が 10 % を超えて異なり、他の非線形関数の入力／出力の関係が、先行する反復と比較したときに 10 % を超えて変化する場合、特定の分解能で反復を続行する。

データが、診断上重要な領域の大部分 (例えば、領域を含んでいる物体情報の 99 %) を十分適切に通って、上で示したすべての関数の N L R を通過した後に、次の分解能に切り替える前に、線形プロセスの誤差の縮小の有効性を使用して、数回 (例えば、1 回又は 2 回) の追加の反復を続行する。

【0141】

[0141] 例えば、図 6 の計算は、上記の 1 番及び 3 番のアプローチの組み合わせを使用している。

【0142】

[0142] 加えて、最高の分解能レベルでの反復を含む、反復のいずれかの終了は、事前に決定されるか、制限されるか、又は例えば統計的尺度及びその他のコスト基準がしきい値に達することから導かれてよい。

【0143】

[0143] 残差の空間的又は時間的变化は、再構成中のグリッド分解能の緩やかな増加に関連して、小さくなる傾向があり、効果的な線形化を支援する。さらに、パラメータベクトル  $\underline{p}$  の成分は、通常、最大分解能未満で適切に定義される。このようにして、例えば、最も細かいグリッド分解能の半分で、100 個の成分を含むパラメータベクトル  $\underline{p}$  の 1 回の更新の計算、及び 100 個のパラメータの変動の対応する計算は、(3 次元の再構成を仮定して) 約 12 回のフィルタ補正逆投影に相当する。少数のパラメータベクトル  $\underline{p}$  の更新は、適切に位置合わせされた再構成を実現するのに十分だった。

【0144】

[0144]同様に、吸収に関連する係数の変動を特徴付けるためのパラメータベクトル  $\underline{p}$  によるシステムのパラメータ化を使用して、物体密度を効率的に推定することができる。例えば、パラメータベクトル  $\underline{p}$  と共に適切な多項式を使用すると、Elbakri 他 [8] 又は Humphries の推定目的にとって望ましいように、可変物体密度のビームハードニングの吸収係数が、局所的な物体密度の関数及び投影に対する積分経路長の影響をモデル化することができる。しかし、吸収に関連する係数の効果を計算する手法が、例えば焦点サイズ、投影方向のずれ、及び画像収集中の患者のテーブルの前進などの、画像化システムを特徴付けるパラメータを推定するために使用されてもよい。実際、この方法は、固定された以前の再構成パラメータを使用するより好ましいことがあり、代わりに、システムの自己較正、「生命」システムの性能の検証、及び保守サービスの必要性の削減を可能にする。

10

#### [0145]

[0145]画像再構成の別の重要な態様は、信号対ノイズ比 (SNR: signal-to-noise ratio) を含めることである。モデルベース反復再構成 (MBIR) は、例えば、データを再重み付けする反復手法を使用して、SNR を考慮するペナルティ付き加重最小二乗法 (PWLS: penalized weighted least squares) による密度推定を実現し、それらの重みは、分解された副鼻腔撮影図の逆共分散を近似するように計算される (例えば、米国特許第 8,923,583 号を参照)。

#### [0146]

[0146]複数の手法を個別に、又は組み合わせて使用することで、再重み付け及び逆共分散行列の使用を回避して、密度推定の大幅な簡略化が可能になり、例えば米国特許第 8,923,583 号に記載されている制限を克服することができる。そのような手法の例としては、以下が挙げられる。

20

1. 分散安定化又は再設計データ変換の使用、
2. 表 1 のゲイン方程式を近似するための、イノベーションの寄与の可変平滑化及び増幅、及び
3. データの信頼性を考慮した、ロバストな推定のための影響関数の使用。

#### [0147]

[0147]分散安定化データ変換

#### [0148]

[0148]独立した測定及びそれらの測定の期待される値に関連する分散の場合、ボックス 205 の分散安定化変換  $S_V$  が、推定及びシステム性能の評価を簡略化する。一部の測定の分布計算では、既知の特性に基づいて変換を使用することができ、その他の測定の分布計算では、変換が、理論的にではなく、数値的に評価されてもよい。

30

#### [0149]

[0149]例えば SPECT において、投影 201 を生成するポアソン分布の場合、ボックス 205 の安定化変換  $S_V$  は、平方根変換の変形である。光子に基づく、ボックス 201 のピクセル強度測定データの近似変換の例は、ボックス 206 で生成されるデータ  $s'$  を使用して、次のようになる。

$$s' = s \cdot q \cdot r \cdot t(m) + c(m, q) \quad [4.1]$$

40

ここで補正  $c$  は、基本的な近似からの小さいずれを表す。補正  $c(m, q)$  ( $q$  は定数) は、二次の項に対応するために使用されてもよい。さらに一般的には、分散安定化変換では、定数パラメータ  $q$  が、次のように見えてもよい。

$$s' = f(m, q) \quad [4.2]$$

#### [0150]

[0150]相関関係のない測定ノイズが存在する状態で、このピクセルごとのスカラー変換のセットに対する解は、短時間で計算することができる。

#### [0151]

[0151]ノイズ  $V_V$  に応答したゲインの調整及び平滑化

#### [0152]

50

【0152】増加した測定ノイズの存在下で、線形再構成アルゴリズム（LRA）（例えば、ボックス235の逆投影計算）によって近似して、最適なカルマンゲインの特性を複製するために、表1のゲイン方程式は、データ246の物体密度を更新するときに、例えばボックス220の行列Z又は225のGを使用して、イノベーションデータのゲイン／寄与を削減することを示唆している。さらに、安定性を支援するために、関数 $f_{11}$ （ボックス205）及び $f_{12}$ （ボックス210）の傾斜が変更されてもよい。

【0153】

【0153】同様に、（例えば、非線形入力変換関数 $f_{11}$ （ボックス205）に関連して）一部の投影領域内の測定の重要度が他の投影領域内よりも高い／低いと考えられる場合、残差のスケーリングによって、対応するピクセルイノベーション（又は画像データの残差216）の重み付けを増やす／減らすことができる。

10

【0154】

【0154】物体密度の変動性に対するノイズ $V_V$ の影響を減らすための代替のアプローチは、例えば推定の次元数の削減に相当する局所的な平滑化によって、投影測定値を局所的に結合することである。

【0155】

【0155】影響関数の適用

【0156】

【0156】影響関数は、モデルの仮定からの測定の外れ値又は逸脱の影響を減らすことができ、欠陥のないデータと比較した場合に、少ない計算量及びわずかな品質低下で、物体再構成の改善を可能にする。影響関数は、図2のボックス間の接続のいずれかにおいて利用されてもよい。しかし、影響関数は、ボックス200と205の間、又はボックス215と220の間及びボックス235と240の間、又はボックス240と245の間に配置される可能性が最も高い。さらに、影響関数は、可変SNRを含むデータを考慮するように設計され得る。通常、影響関数は、信号の最大振幅を制限し、重要な入力値を超えて再降下することがある。例えば、Bouman他[13]は、エッジを維持する影響関数の特性を研究しており、最大事後確率（MAP: maximum a posteriori）推定及び対数尤度推定においてそれらの影響関数の有用性を示している。しかし、それらの影響関数の目的は、ランダムなフィールド内の特定の特徴を保つことである。これは、物体密度の推定において測定の一貫した構造情報が累算され、ランダム性／エントロピーが残差において表される本発明とは、対照的である。

20

30

【0157】

【0157】本発明における不完全な測定モデルを前提として、ボックス215と235の間の第1の影響関数は、例えば、係数 $z$ を変更するか、又はボックス225のゲイン係数を変更することによって、データ216に適用されるか、又はボックス220に含まれ、ボックス215での測定信号と参照信号の比較の後に、ただしボックス235で物体密度更新データ信号を生成する本発明の前に、残差データに対して動作してもよい。例えば図2では、影響関数の影響を受ける最有力候補は、データ216（変換された測定値と変換予測の間の残差）である。この影響関数を指定するパラメータの選択は、ピクセルデータ206及び211内の対応する共同の近傍領域の値、データ216のピクセルの近傍領域の内の関数値の分布、及び前の反復を基準にしたその分布の変化に依存する。図2内のいずれかの影響関数の位置及び形状は、問題固有である傾向があってもよく、適用分野に由来してもよい。

40

【0158】

【0158】図5は、データ216に対して、又はボックス220内で使用するための影響関数の形状の例を示している。影響関数は、データ201、206、又は211に関連付けられているなどの、データに対する処理の依存を示し、測定値の信頼性を示す。影響関数は、例えばノイズがある測定環境内の、めったにない大きい異常な測定値に対して、その後のデータ処理をロバストにすることができる。参考のために、図5の横座標の間隔 $[-1, 1]$ は、ガウス分布を有するデータのサンプル値の約67%を含んでいる。例えば、

50

$\sigma = 1$ であるイノベーションのガウス分布の場合、この範囲内のサンプル値のみが、イノベーションの最大に近い重み付けをもたらす。中心の傾斜は、1.00であってもよい。漸近傾斜は、0.00であってもよい。

【0159】

【0159】影響関数は、ボックス220のイノベーションゲイン調整の一部であることが可能である。例えば、X線断層撮影では、高密度の塊の再構成は、対応する低い光子計数及び関連する投影ピクセルデータ201の相対的に大きい変動に起因して、推定値の低いSNRにつながる可能性がある。本発明では、図5に示されているような影響関数を使用することの単純さが、例えば、分散安定化と相まって、米国特許第8,923,583号において提案されているように、物体 $x$ を測定値 $y$ から再構成するときに、物体 $x$ を測定値 $y$ から再構成するときに、モデルの尤度 $D(\underline{y}; \underline{x})$ の数値的に要求の厳しい最小化を伴う安定化ペナルティ関数 $S(\underline{x})$ を使用する代替的アプローチより、計算的に好ましいということが、理解されてもよい。

【0160】

【0160】図1及び図2に示された手法に関して説明された本発明の実施形態例は、例えば、非一時的データストレージデバイス（例えば、CD-ROM、DVD、ブルーレイ、光磁気(MO)ディスク、ハードディスク、フロッピーディスク、ジップディスク、フラッシュドライブなど）に格納されたソフトウェアコードとして提供されてもよい。格納されたソフトウェアコードは、例えば図1及び図2に関して前述された例示的な手法を実行するために、1つ又は複数のプロセッサ、1つ又は複数の非一時的メモリデバイス（例えば、ランダムアクセスメモリ(RAM: random-access memory)デバイス、ダイナミックRAM(DRAM: dynamic RAM)デバイス、フラッシュメモリデバイス、及びスタティックRAM(SRAM: static RAM)デバイスなど)を含んでいるコンピュータによって読み込み可能であってもよく、実行可能であってもよい。

【0161】

【0161】本発明の実施形態例は、図1及び図2に関して前述された例示的な手法を格納して実行するために、1つ又は複数のプログラムストレージ及び実行デバイス（例えば、特定用途向け集積回路(ASIC: application specific integrated circuits)、フィールドプログラマブルゲートアレイ(FPGA: field programmable gate arrays)、複合プログラム可能論理デバイス(CPLD: complex programmable logic devices)、特定用途向け命令セットプロセッサ(ASIP: application specific instruction-set processors)など)を提供してもよい。

【0162】

【0162】本明細書に記載された例及び実施形態は、非限定的な例である。

【0163】

【0163】本発明が実施形態例に関して詳細に説明され、当業者にとっては、本発明から逸脱することなく、より広い態様において変更及び修正が行われてもよいということが、前述の説明から明らかになったであろう。したがって、特許請求の範囲において定義されている本発明は、本発明の真の思想に含まれている、そのようなすべての変更及び修正を対象にするよう意図されている。

【0164】

【0164】参考文献

【0165】

【0165】本明細書では、以下の参考文献が参照されている。

【0166】

【00166】[1] Zeng, Gengsheng L., and Grant T. Gullberg. "Can the backprojection filtering algorithm be as accurate as the filtered backprojection algorithm

" NuclearScience Symposium and Medical Imaging Conference, 1994., 1994 I  
EEE ConferenceRecord. Vol. 3. IEEE, 1994.

【 0 1 6 7 】

[00167][2] Yingying Zhang-O ' Connor, Jeffrey A. Fessler, Fourier-Based For  
ward andBack-Projectors in Iterative Fan-Beam Tomographic Image Reconstru  
ction, p.582IEEE Trans. Med. Imaging, Vol. 25, No. 5, MAY 2006.

【 0 1 6 8 】

[00168][3] Long, Yong, Jeffrey A. Fessler, and James M. Balter. "3D forward  
and back-projection for X-ray CT usingseparable footprints." IEEE transaction  
s on medical imaging 29.11(2010): 1839-1850.

【 0 1 6 9 】

[00169][4] Sage, A.P., J.L. Melsa, Estimation Theory with Applications to Co  
mmunications and Control, The KalmanBucy Filter, New York: McGraw-Hill, 1  
971. ISBN-10: 0070544298, ISBN-13:9780070544291.

【 0 1 7 0 】

[00170][5] Radon, J., "Uber die Bestimmung von Funktionen durch ihre Inte  
gralwerte langs gewisser Mannigfaltigkeiten," Berichte der Sachsichen Akad  
emie der Wissenschaften, Mathematisch PhysischeKlasse, Leipzig, Germany, v  
ol. 69, pp. 262-277, 1917).

【 0 1 7 1 】

[00171][6] Schwarz, Gideon, "Estimating the Dimension of a Model." The An  
nals of Statistics, Vol.6, No. 2, pp. 461-464, 1978.

【 0 1 7 2 】

[00172][7] Akaike, H., "StochasticTheory of Minimal Realization." IEEE Tra  
ns. On Automatic Control, Vol. AC-19, No. 6, pp. 667-674, December, 1974.

【 0 1 7 3 】

[00173][8] Elbakri, Idris A., and JeffreyA. Fessler. "Statistical image recons  
truction for polyenergetic X-raycomputed tomography." IEEE transactions on  
medical imaging 21.2(2002): 89-99.

【 0 1 7 4 】

[00174][9] Elbakri, Idris A., and JeffreyA. Fessler. "Segmentation-free stati  
stical image reconstruction forpolyenergetic x-ray computed tomography with  
experimental validation." Physics in medicine and biology 48.15(2003): 2453  
-2477.

【 0 1 7 5 】

[00175][10] Humphries, T. "TechnicalNote: Convergence analysis of a polye  
nergetic SART algorithm." Medical physics 42.7 (2015): 4007-4014.

【 0 1 7 6 】

[00176][11] Staub, David, et al. "4DCone-beam CT reconstruction using a m  
otion model based on principal componentanalysis." Medical physics 38.12 (2  
011): 6697-6709.

【 0 1 7 7 】

[00177][12] Humphries, T., and A.Faridani. "Reconstruction of CT Images fr  
om Sparse-View Polyenergetic DataUsing Total Variation Minimization." 2015  
IEEE Nuclear Science Symposium, San Diego, California. 2015.

【 0 1 7 8 】

[00178][13] Bouman, Charles, and KenSauer. "A generalized Gaussian image  
model for edge-preserving MAPEstimation." IEEE Transactions on Image Proc  
essing2.3(1993): 296-310.

【 0 1 7 9 】

10

20

30

40

50

[00179][14] Wood, S.L., Morf, M., "Afast implementation of a minimum variance estimator for computerized tomography image reconstruction", IEEE, Trans. on Biomed. Eng., Vol. BME-28, No. 2, pp. 56-68, 1981.

[0180]

[00180][15] Sunnegardh, Johan, Iterative Filtered Backprojection Methods for Helical Cone-Beam CT, Dissertation No.1264, Linkopings universitet, SE-581 83 Linkoping, Sweden, Aug. 2009.

[0181]

[00181][16] L. Paavolainen, Erman Acar, Uygur Tuna, Sari Peltonen, Toshio Moriya, Pan Soonsawad, Varpu Marjomaki, R. Holland Cheng, Ulla Ruotsalainen, Compensation of Missing Wedge Effects with Sequential Statistical Reconstruction in Electron Tomography, PLoS One. 2014; 9(10): e108978.

[0182]

[00182][17] Dempster, A.P., Laird, N.M., Rubin, D.B., Maximum Likelihood from incomplete data via the EM algorithm, J.R.Stat. Soc. Series B, vol. 39, pp. 1-38, 1977.

[0183]

[00183][18] U.S. Patent No. 8,660,328.

[0184]

[00184][19] U.S. Patent No. 8,660,330.

[0185]

[00185][20] U.S. Patent No. 8,923,583.

[0186]

[00186][21] Ander Biguri, Manjit Dosanjh, Steven Hancock, Manuchehr Soleimani, TIGRE: a MATLAB-GPU toolbox for CBCT image reconstruction, Biomedical Physics & Engineering Express, Volume 2, Number 5, 8 September 2016.

[発明の項目]

[項目1]

投影空間データを格納するための非一時的データストレージであって、前記投影空間データが観察対象の物体の密度領域内にあり、1つ又は複数の入力投影ピクセル及び1つ又は複数の予測投影空間ピクセルを含んでいる、非一時的データストレージと、

少なくとも1つのプロセッサを含んでいる画像再構成コンピュータであって、前記少なくとも1つのプロセッサが、

前記密度領域内の前記投影空間データを前記非一時的データストレージから受信することと、

前記密度領域内の前記1つ又は複数の入力投影ピクセル及び入力変換関数を使用して変換領域内の1つ又は複数の測定された変換ピクセルを計算することと、

前記密度領域内の前記1つ又は複数の予測投影空間ピクセル及び参照変換関数を使用して前記変換領域内の1つ又は複数の予測変換ピクセルを計算することと、

前記1つ又は複数の測定された変換ピクセルと前記1つ又は複数の予測変換ピクセルとの間の差異を使用して前記変換領域内の第1のピクセルイノベーション結果データを計算することと、

対応する入力ピクセル値及び参照ピクセル値に対して前記入力変換関数の反転傾斜及び前記参照変換関数の反転傾斜を使用してピクセルごとのイノベーションスケーリング行列を計算することと、

前記第1のピクセルイノベーション結果データと前記ピクセルごとのイノベーションスケーリング行列の対応する要素とのピクセルごとの積を使用して第2のピクセルイノベーション結果データを計算することと、

断層撮影再構成アルゴリズムを使用し、前記第2のピクセルイノベーション結果データに基づいて予備的変換物体更新データを計算することと、

10

20

30

40

50

ボクセルごとの更新スケーリング行列の前記対応する要素を使用して前記予備的変換物体更新データをスケーリングすることによって、変換物体ボクセル密度更新推定値を計算することであって、前記変換物体ボクセル密度更新推定値の少なくとも1つのボクセルが、前記ボクセルごとの更新スケーリング行列の要素に関連付けられる、ことと、

前記変換物体ボクセル密度更新推定値を、対応する変換先行ボクセルデータ推定値に加算して、変換密度推定値を取得することと、

前記変換密度推定値を使用して、前記観察対象の物体を表す物体空間画像を再構成することと、

を実行するよう機能する、画像再構成コンピュータと、

を備えている、システム。

#### 〔項目2〕

前記画像再構成コンピュータが、

ピクセルごとの補正ゲイン行列の要素を計算することであって、前記ピクセルごとの補正ゲイン行列の少なくとも1つの要素が、前記第2のピクセルイノベーション結果データ内の対応するピクセルに関連付けられる、ことと、

前記第2のピクセルイノベーション結果データと前記ピクセルごとの補正ゲイン行列とを使用して第3のピクセルイノベーション結果データを計算することであって、

前記予備的変換物体更新データが、前記断層撮影再構成アルゴリズム及び前記第3のピクセルイノベーション結果データを使用して計算される、ことと、

を実行するようさらに機能する、項目1に記載のシステム。

#### 〔項目3〕

前記第1のピクセルイノベーション結果データ、前記第2のピクセルイノベーション結果データ、及び前記第3のピクセルイノベーション結果データが、影響関数を使用して処理され、

前記予備的変換物体更新データ及び前記変換物体ボクセル密度更新推定値が、影響関数を使用して処理される、項目2に記載のシステム。

#### 〔項目4〕

前記画像再構成コンピュータが、

正の制約関数を使用して前記変換密度推定値を前記密度領域内に逆変換し、生のボクセル密度推定データを取得することと、

前記生のボクセル密度推定データをフィルタリングして、予備的ボクセル密度推定データを取得することと、

前記予備的ボクセル密度推定データを後処理して、(a)等しい又は増加したグリッド分解能、又は(b)等しい又は増加した密度値の分解能のうちの1つ又は複数に基づいて、1つ又は複数のボクセルを作成することと、

投影プロセッサを使用して前記1つ又は複数のボクセルを処理することによって予測投影データを計算することと、

フィルタを前記予測投影データに適用して、平滑化された予測投影データを取得することと、

前記参照変換関数を前記平滑化された予測投影データに適用して、前記1つ又は複数の予測変換ピクセルを取得することと、

を実行するようさらに機能する、項目1に記載のシステム。

#### 〔項目5〕

前記投影プロセッサが、少なくとも1つのシステムパラメータ又は物体パラメータを表す、項目4に記載のシステム。

#### 〔項目6〕

前記画像再構成コンピュータが、

1つ又は複数の物体空間のボクセルのセットに基づいて、平滑化された前のボクセル密度推定データを計算することであって、前記1つ又は複数の物体空間のボクセルのセットが、サイズが変化する、単一のグリッド点を含む複数の分解能のグリッドをカバーする、

10

20

30

40

50

ことと、

前記平滑化された前のボクセル密度推定データを使用して前記変換先行ボクセルデータ推定値を計算することと、  
を実行するようさらに機能する、項目 1 に記載のシステム。

〔項目 7〕

前記画像再構成コンピュータが、  
反復回数を計算して追跡し、事前に決定された制限する反復回数を使用して、ある分解能レベルでそれ以上の計算を終了することと、

反復を計算し、使用しているある分解能レベルで、データのノイズレベル又はその他の基準に関して、物体の投影残差データ又は体積データの誤差の縮小が満たされたときに、反復を終了することと、

ある分解能レベルで、反復を計算し、(i) 十分な物体データに、非線形データ変換の小信号処理の基準が適用され、(i i) その後、終了の前に、反復回数が追加された後に、反復を終了することと、

を実行するようさらに機能する、項目 1 に記載のシステム。

〔項目 8〕

投影空間データが、電磁 (E M) エネルギー、X 線エネルギー、粒子線、赤外線エネルギー、光エネルギー、又は振動エネルギーの投影収集プロセスのうちの少なくとも 1 つから、或いはその他のプロセスの出力から取得される、項目 1 に記載のシステム。

〔項目 9〕

前記画像再構成コンピュータが、  
ボクセルのセットについての投影値を計算することと、  
逆投影値又はピクセルのセットについての値を表すボクセルを計算することと、  
他の情報源を使用して残りのピクセル及びボクセルを計算することと、  
ボクセルとピクセルの間の関数関係を使用するか、又は構築することと、  
を実行するようさらに機能する、項目 1 に記載のシステム。

〔項目 10〕

前記観察対象の物体を表す前記物体空間画像を受信するための出力デバイスをさらに備えており、前記出力デバイスが、データストレージデバイス、表示デバイス、印刷デバイス、又はコンピュータシステムのうちの少なくとも 1 つである、項目 1 に記載のシステム。

〔項目 11〕

前記画像再構成コンピュータが、物体空間ボクセルデータのセット及び予測空間データのセットのうちの少なくとも 1 つを平滑化するようさらに機能する、項目 1 に記載のシステム。

〔項目 12〕

前記物体空間画像、前記密度領域からの投影残差、又は前記変換領域からの残差のうちの少なくとも 1 つを受信するためのインベスティゲータコンピュータをさらに備えており、前記インベスティゲータコンピュータが、少なくとも 1 つのプロセッサを含んでおり、前記少なくとも 1 つのプロセッサが、

前記物体空間画像、前記密度領域からの前記投影残差、又は前記変換領域からの残差のうちの少なくとも 1 つからの診断情報の抽出を実行することと、

前記 1 つ又は複数の入力投影ピクセル、投影方向、投影の変形、投影生成システムのプロセス、又は前記画像再構成コンピュータのうちの少なくとも 1 つを処理するためのパラメータを微調整することと、

を実行するよう機能する、項目 1 に記載のシステム。

〔項目 13〕

再帰的に、収束の後に、外部から制御可能な固定されたパラメータ成分の固定されたセットに関して、第 1 のイノベーションプロセス、投影残差、又は前記画像再構成コンピュータの物体データの期待値のうちの少なくとも 1 つから得られる性能の尺度を生成し、

前記画像再構成コンピュータの外部にある前記インベスティゲータコンピュータが、既

10

20

30

40

50

知の参照物体と前記対応する計算された物体密度との間の前記差異を特徴付ける前記投影残差又は物体の残差のうちの少なくとも1つの特性を使用しながら、パラメータベクトルの制御可能な成分を、初期設定から、外部の目的に対して最低のコストを生成する設定に徐々に変更するようさらに機能する、項目12に記載のシステム。

〔項目14〕

前記パラメータベクトルが、少なくとも1つのシステムパラメータ又は物体パラメータを表す、項目13に記載のシステム。

〔項目15〕

前記画像再構成コンピュータが、  
特定の反復内で、前記第1のピクセルイノベーション結果データの第1のイノベーション残差コスト関数を減らしながら、外部から制御可能な固定されたパラメータのセットに関して、観察対象の物体を再構成すること、  
を実行するようさらに機能する、項目1に記載のシステム。

10

〔項目16〕

前記画像再構成コンピュータが、  
投影残差の近傍領域を表すか又は前記近傍領域から得られるパラメータ或いは先験的パラメータを使用してロバストな推定影響関数で前記投影残差を処理することであり、前記パラメータが、局所的な入力測定値、予測値、システムの特性、及び先験的に期待される物体及び測定の特性の関数である、処理すること、  
を実行するようさらに機能する、項目1に記載のシステム。

20

〔項目17〕

前記画像再構成コンピュータが、  
選択範囲上の投影残差の平滑化、又は選択範囲上の前記投影残差のスケーリングのうちの少なくとも1つによって、前記投影残差を処理すること  
を実行するようさらに機能する、項目1に記載のシステム。

〔項目18〕

前記入力変換関数が非線形入力変換関数であり、前記参照変換関数が非線形参照変換関数である、項目1に記載のシステム。

〔項目19〕

前記非線形入力変換関数及び前記非線形参照変換関数が、前記1つ又は複数の入力投影ピクセルの分散安定化関数である、項目18に記載のシステム。

30

〔項目20〕

前記非線形入力変換関数及び前記非線形参照変換関数が、前記1つ又は複数の入力投影ピクセルのポアソン分散安定化平方根関数である、項目18に記載のシステム。

〔項目21〕

前記画像再構成コンピュータが、  
前記ボクセルごとの更新スケーリング行列を計算することであり、前記ボクセルごとの更新スケーリング行列の要素が、対応する変換密度推定値の正の制約関数のボクセルごとの要素を使用して、ボクセルごとの逆変換の要素の反転傾斜から計算される、計算すること、  
を実行するようさらに機能する、項目1に記載のシステム。

40

〔項目22〕

前記入力変換関数が非線形入力変換関数であり、前記正の制約関数の全部又は一部が前記非線形入力変換関数の逆関数である、項目21に記載のシステム。

〔項目23〕

前記正の制約関数が、前記正の制約関数のデータ範囲の少なくとも1つの領域内の外部入力を満たす出力値を計算する、項目21に記載のシステム。

〔項目24〕

前記画像再構成コンピュータが、  
前記ボクセルごとの更新スケーリング行列を計算することであり、前記ボクセルごとの

50

更新スケーリング行列の要素が、前のボクセル密度推定データを変換先行ボクセルデータ推定値に変換するフィードバック関数の傾斜から計算される、計算すること、  
を実行するようにさらに機能する、項目 1 に記載のシステム。

〔項目 25〕

前記画像再構成コンピュータが、  
先行する物体密度のボクセルの予測を使用して、信頼性が低いか、又は不足している投影空間データの一部分を再計算又は補正すること、  
を実行するようさらに機能する、項目 1 に記載のシステム。

〔項目 26〕

1 つ又は複数のプロセッサを含んでいるコンピュータによって実行可能なソフトウェアコードを格納する非一時的データストレージデバイスであって、前記ソフトウェアコードが、

観察対象の物体の密度領域内の投影空間データを受信することであって、前記投影空間データが、1 つ又は複数の入力投影ピクセル及び 1 つ又は複数の予測投影空間ピクセルを含んでいる、ことと、

前記密度領域内の前記 1 つ又は複数の入力投影ピクセル及び入力変換関数を使用して変換領域内の 1 つ又は複数の測定された変換ピクセルを計算することと、

前記密度領域内の前記 1 つ又は複数の予測投影空間ピクセル及び参照変換関数を使用して前記変換領域内の 1 つ又は複数の予測変換ピクセルを計算することと、

前記 1 つ又は複数の測定された変換ピクセルと前記 1 つ又は複数の予測変換ピクセルとの間の差異を使用して前記変換領域内の第 1 のピクセルイノベーション結果データを計算することと、

対応する入力ピクセル値及び参照ピクセル値に対して前記入力変換関数の反転傾斜及び前記参照変換関数の反転傾斜を使用してピクセルごとのイノベーションスケーリング行列を計算することと、

前記第 1 のピクセルイノベーション結果データと前記ピクセルごとのイノベーションスケーリング行列の対応する要素とのピクセルごとの積を使用して第 2 のピクセルイノベーション結果データを計算することと、

断層撮影再構成アルゴリズムを使用し、前記第 2 のピクセルイノベーション結果データに基づいて予備的変換物体更新データを計算することと、

ボクセルごとの更新スケーリング行列の前記対応する要素を使用して前記予備的変換物体更新データをスケーリングすることによって、変換物体ボクセル密度更新推定値を計算することであって、前記変換物体ボクセル密度更新推定値の少なくとも 1 つのボクセルが、前記ボクセルごとの更新スケーリング行列の要素に関連付けられる、ことと、

前記変換物体ボクセル密度更新推定値を、対応する変換先行ボクセルデータ推定値に加算して、変換密度推定値を取得することと、

前記変換密度推定値を使用して、前記観察対象の物体を表す物体空間画像を再構成することと、

を実行する、非一時的データストレージデバイス。

〔項目 27〕

少なくとも 1 つのプロセッサを含んでいる画像再構成コンピュータによって実行される画像再構成のための方法であって、

観察対象の物体の密度領域内の投影空間データを受信するステップであって、前記投影空間データが、1 つ又は複数の入力投影ピクセル及び 1 つ又は複数の予測投影空間ピクセルを含んでいる、ステップと、

前記密度領域内の前記 1 つ又は複数の入力投影ピクセル及び入力変換関数を使用して変換領域内の 1 つ又は複数の測定された変換ピクセルを計算するステップと、

前記密度領域内の前記 1 つ又は複数の予測投影空間ピクセル及び参照変換関数を使用して前記変換領域内の 1 つ又は複数の予測変換ピクセルを計算するステップと、

前記 1 つ又は複数の測定された変換ピクセルと前記 1 つ又は複数の予測変換ピクセルと

10

20

30

40

50

の間の差異を使用して前記変換領域内の第1のピクセルイノベーション結果データを計算するステップと、

対応する入力ピクセル値及び参照ピクセル値に対して前記入力変換関数の反転傾斜及び前記参照変換関数の反転傾斜を使用してピクセルごとのイノベーションスケーリング行列を計算するステップと、

前記第1のピクセルイノベーション結果データと前記ピクセルごとのイノベーションスケーリング行列の対応する要素とのピクセルごとの積を使用して第2のピクセルイノベーション結果データを計算するステップと、

断層撮影再構成アルゴリズムを使用し、前記第2のピクセルイノベーション結果データに基づいて予備の変換物体更新データを計算するステップと、

ボクセルごとの更新スケーリング行列の前記対応する要素を使用して前記予備の変換物体更新データをスケーリングすることによって、変換物体ボクセル密度更新推定値を計算するステップであって、前記変換物体ボクセル密度更新推定値の少なくとも1つのボクセルが、前記ボクセルごとの更新スケーリング行列の要素に関連付けられる、ステップと、

前記変換物体ボクセル密度更新推定値を、対応する変換先行ボクセルデータ推定値に計算して、変換密度推定値を取得するステップと、

前記変換密度推定値を使用して、前記観察対象の物体を表す物体空間画像を再構成するステップと、  
を含んでいる、方法。

【図面】

【図1】

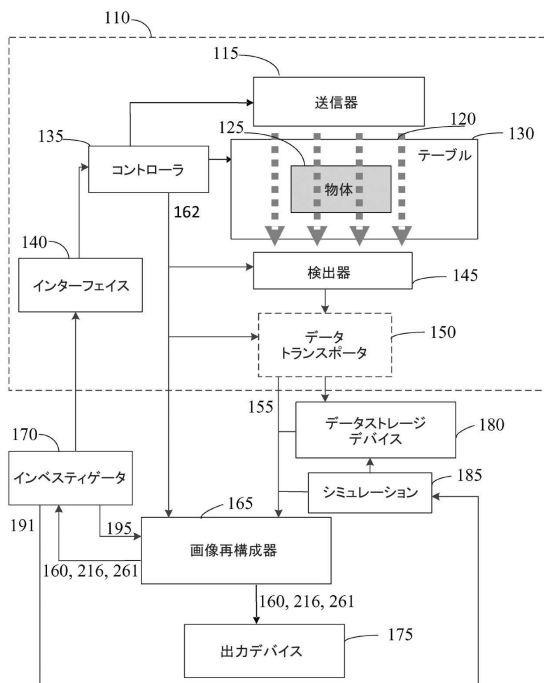


FIG. 1

【図2A】

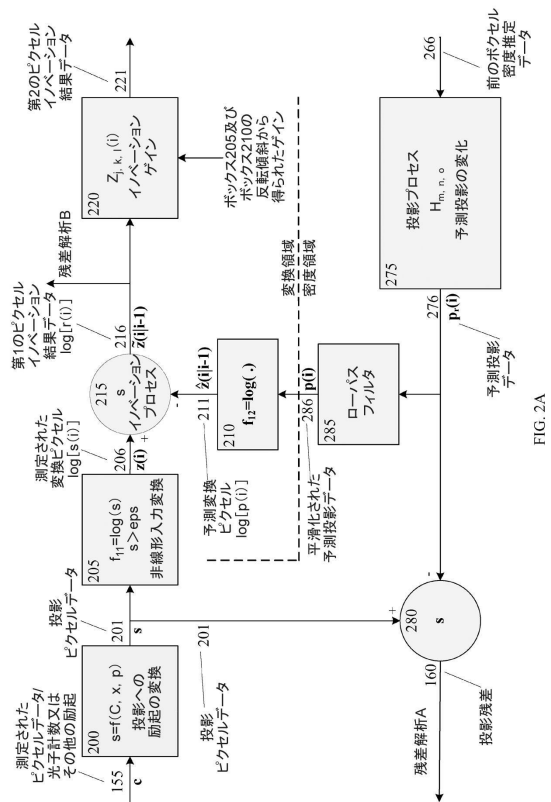


FIG. 2A

10

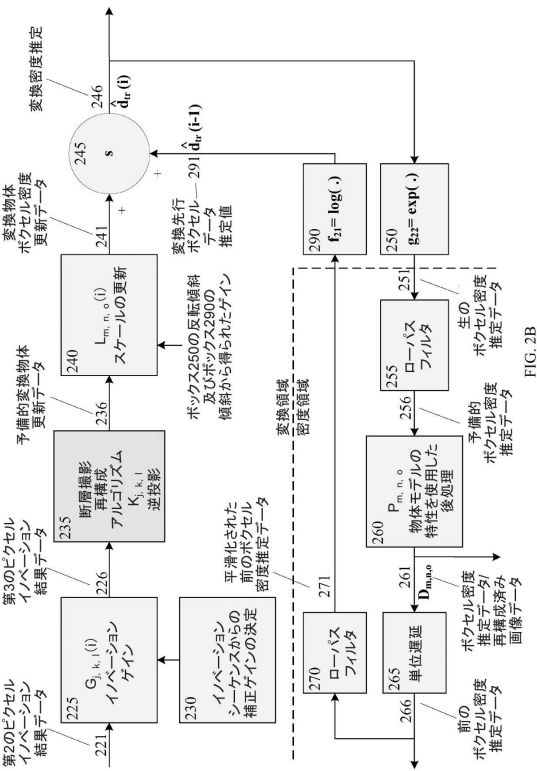
20

30

40

50

【図 2 B】



【図 3】



FIG. 3

【図 4】

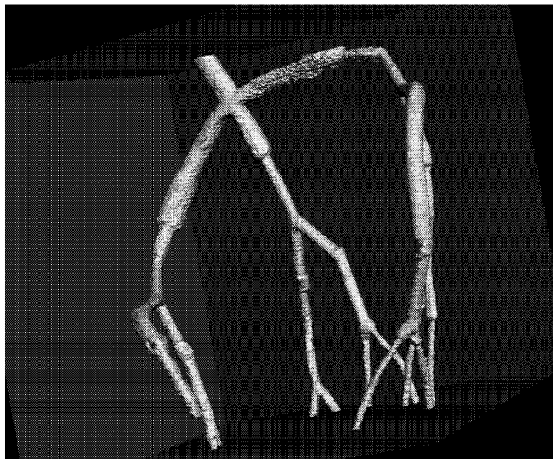


FIG. 4

【図 5】

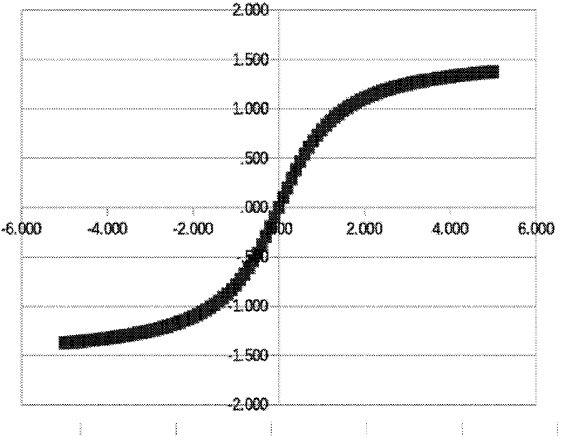


FIG. 5

【図 6 A】

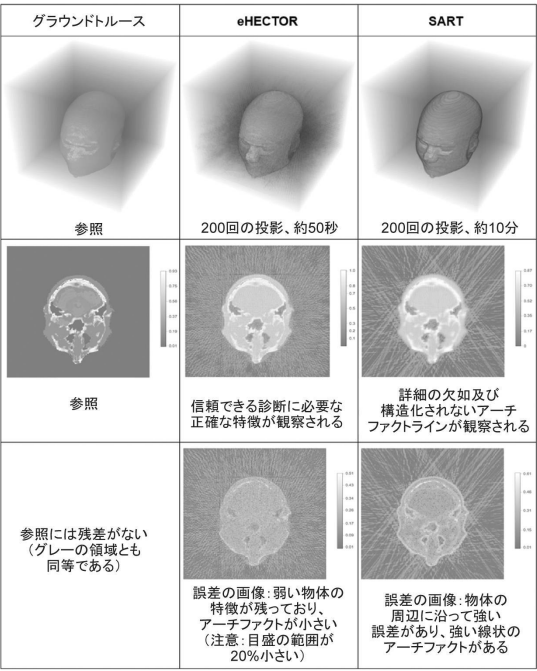


FIG. 6A

【図 6 B】

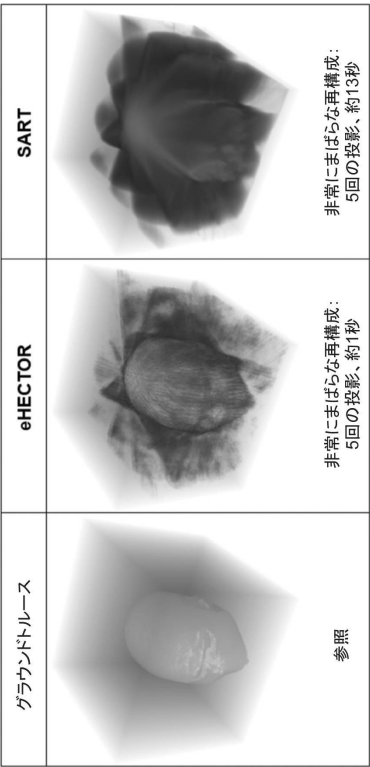


FIG. 6B

10

20

30

40

50

---

フロントページの続き

(31)優先権主張番号 62/426,065

(32)優先日 平成28年11月23日(2016.11.23)

(33)優先権主張国・地域又は機関

米国(US)

合議体

審判長 福島 浩司

審判官 樋口 宗彦

審判官 松本 隆彦

(56)参考文献 特表2011-526367(JP, A)

特開2014-4359(JP, A)

特表2014-518133(JP, A)

(58)調査した分野 (Int.Cl., DB名)

A61B6/00-6/14

G01T1/161-1/166