

(12) 特許協力条約に基づいて公開された国際出願

(19) 世界知的所有権機関
国際事務局

(43) 国際公開日
2022年3月3日(03.03.2022)



(10) 国際公開番号

WO 2022/045277 A1

(51) 国際特許分類:

G06T 7/00 (2017.01) A61B 5/00 (2006.01)
A61B 6/03 (2006.01) A61B 5/055 (2006.01)

(21) 国際出願番号: PCT/JP2021/031453

(22) 国際出願日: 2021年8月27日(27.08.2021)

(25) 国際出願の言語: 日本語

(26) 国際公開の言語: 日本語

(30) 優先権データ:

特願 2020-145353 2020年8月31日(31.08.2020) JP

(71) 出願人: グローリー株式会社 (GLORY LTD.)
[JP/JP]; 〒6708567 兵庫県姫路市下手野 1
丁目 3 番 1 号 Hyogo (JP). 兵庫県公立
大学法人 (UNIVERSITY OF HYOGO) [JP/JP];

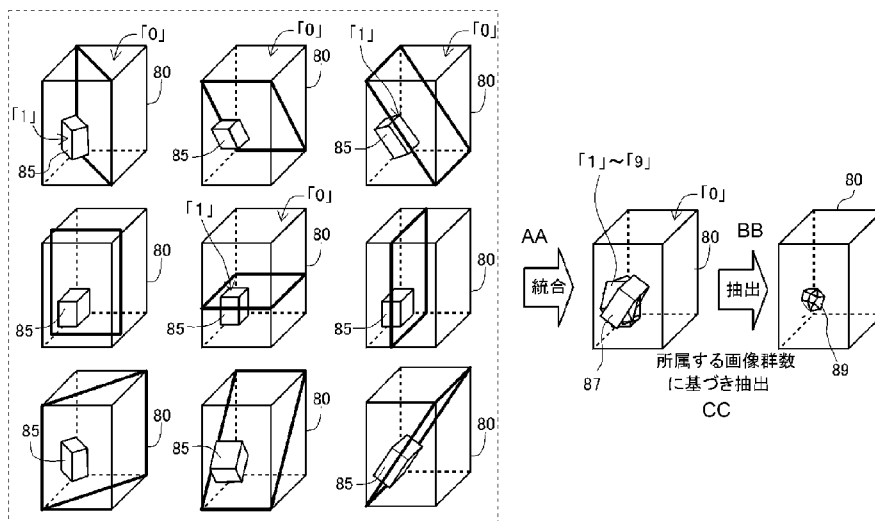
〒6512197 兵庫県神戸市西区学園西町
8-2-1 Hyogo (JP).

(72) 発明者: 鵜飼 和歳 (UKAI, Kazutoshi); 〒6708567
兵庫県姫路市下手野 1 丁目 3 番 1 号 グロ
ーリー株式会社内 Hyogo (JP). 柳内 久和
(YANAGIUCHI, Hisakazu); 〒6708567 兵庫県
姫路市下手野 1 丁目 3 番 1 号 グローリー
株式会社内 Hyogo (JP). 小橋 昌司 (KOBASHI,
Syoji); 〒6712201 兵庫県姫路市書写 2 1 6
7 兵庫県公立大学法人兵庫県立大学姫路
工学キャンパス内 Hyogo (JP).

(74) 代理人: 中 島 了 (NAKASHIMA, Ryou);
〒5430001 大阪府大阪市天王寺区上本町 5 丁目
2 番 1 1 号 上六新興産ビル 2 階 Osaka (JP).

(54) Title: IMAGE PROCESSING DEVICE, IMAGE PROCESSING SYSTEM, IMAGE PROCESSING METHOD, AND PROGRAM

(54) 発明の名称: 画像処理装置、画像処理システム、画像処理方法、およびプログラム



AA Integrate
BB Extract
CC Extract on basis of number of image groups belonged to

(57) Abstract: Provided is a technology with which it is possible to prevent a lesion site in a two-dimensional slice image from being overlooked. This image processing device forms a set space of an estimated lesion region, estimated by a learning device as a lesion region in an i -th slice image group (image group comprising a plurality of slice images obtained by slicing a subject through cross sections having a unique normal line direction for each image group) ($i=1, \dots, N$), as a lesion candidate space (85) relating to the i -th slice image group. Further, in relation to at least one slice image group

[続葉有]

(81) 指定国(表示のない限り、全ての種類の国内保護が可能): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, IT, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW.

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

添付公開書類:

一 国際調査報告(条約第21条(3))

among N slice image groups, the device forms an expanded space obtained by virtually expanding the estimated lesion region, estimated as the lesion region in the slice images of the at least one slice image group, in a direction in the vicinity of the normal line, and forms a logical sum space of the expanded space and the set space of the estimated lesion region, as the lesion candidate space (85). Furthermore, the device integrates the N lesion candidate spaces (85) to form an integrated lesion candidate space (87).

(57) 要約: 2次元スライス画像における病変部位の見逃しを抑制可能な技術を提供する。画像処理装置は、第*i*スライス画像群(画像群ごとの固有の法線方向を有する断面で被検体をスライスした複数のスライス画像を備えて構成される画像群)(*i* = 1, ..., N)において病変領域として学習器によって推定された病変推定領域の集合空間を、第*i*スライス画像群に関する病変候補空間(85)として形成する。また、当該装置は、N個のスライス画像群のうち少なくとも1つのスライス画像群に関しては、当該少なくとも1つのスライス画像群のスライス画像において病変領域として推定された病変推定領域をその法線近傍方向に仮想的に膨張させた膨張空間を形成するとともに、当該膨張空間と病変推定領域の集合空間との論理和空間を病変候補空間(85)として形成する。さらに当該装置はN個の病変候補空間(85)を統合して統合病変候補空間(87)を形成する。

明 細 書

発明の名称：

画像処理装置、画像処理システム、画像処理方法、およびプログラム

技術分野

[0001] 本発明は、複数の２次元スライス画像に関する処理技術およびそれに関連する技術に関する。

背景技術

[0002] MRI（Magnetic Resonance Imaging）装置あるいはCT（Computed Tomography）装置などで被検体の複数の２次元スライス画像（断面画像）を取得し、当該複数の２次元スライス画像を用いて病変を特定する技術が存在する。

[0003] たとえば、ニューラルネットワークを用いた機械学習によって複数の２次元スライス画像から病変の有無等を判定する技術が存在する（特許文献１参照）。

[0004] また、複数の２次元スライス画像は、断面の方向（換言すれば、断面の法線方向）を変更した上で更に撮影されることがある（特許文献１等参照）。すなわち、或るスライス画像群とは別のスライス画像群が更に撮像されることもある。たとえば、一のスライス画像群は、他のスライス画像群の断面とは異なる方向の断面（アキシャル断面、 कोरोナ ル断面、サジタル断面等の各断面）で被検体をスライスして撮像される。このように、画像群ごとに固有の法線方向を有する複数のスライス画像群が撮像されることもある。

先行技術文献

特許文献

[0005] 特許文献１：特開２０１８－１７５２１７号公報

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0006] 複数の２次元のスライス画像のそれぞれにおいて病変部位の有無を判定す

る場合、連続する幾つかの2次元のスライス画像に亘る病変部位は、本来は、当該幾つかの2次元のスライス画像の全てにおいて検出されるべきである。

[0007] しかしながら、複数の2次元のスライス画像のいずれかにおいては、本来は病変部位が存在するにもかかわらず、学習済みの学習器（学習済みモデル）による推論結果として病変部位が検出されないことがある。すなわち、当該複数の2次元のスライス画像のいずれかにおいて、病変部位の見逃し（検出漏れ）が生じることがある。このような病変部位の見逃しは好ましくない。

[0008] そこで、この発明は、2次元スライス画像における病変部位の見逃しを抑制することが可能な技術を提供することを課題とする。

課題を解決するための手段

[0009] 上記課題を解決すべく、本発明に係る画像処理装置は、複数のスライス画像群を処理する制御部、を備え、前記複数のスライス画像群は、それぞれ、画像群ごとの固有の法線方向を有する断面で被検体をスライスした複数のスライス画像を有し、前記制御部は、第*i*スライス画像群（ただし、 $i = 1, \dots, N$ ； N は2以上の自然数である）において病変領域として学習器によって推定された病変推定領域の集合空間を、前記第*i*スライス画像群に関する病変候補空間として形成し、 N 個のスライス画像群のうち少なくとも1つのスライス画像群に関しては、当該少なくとも1つのスライス画像群の各スライス画像において病変領域として学習器によって推定された病変推定領域を、前記各スライス画像の法線方向に対して所定角度以内の方向である法線近傍方向に仮想的に膨張させた膨張空間を形成するとともに、当該膨張空間と前記病変推定領域の集合空間との論理和空間を前記病変候補空間として形成し、 N 個の病変候補空間を統合して統合病変候補空間を形成することを特徴とする。

[0010] 前記制御部は、前記 N 個のスライス画像群のそれぞれに関して、前記病変候補空間内の前記病変推定領域に対して前記学習器によって算出された信頼

度に基づく評価値を、前記被検体の立体モデルにおけるボクセルごとに算出し、各ボクセルに関して、前記N個のスライス画像群のそれぞれに関する前記評価値を加算して統合した統合信頼度を算出し、前記統合病変候補空間内の複数のボクセルのうち、所定レベルよりも高い統合信頼度を有するボクセルを病変領域として判定してもよい。

[0011] 前記制御部は、前記少なくとも1つのスライス画像群の前記膨張空間内のボクセルに関しては、前記膨張空間に対応する前記病変推定領域に対して算出された信頼度に基づいて前記評価値を算出してもよい。

[0012] 前記制御部は、前記統合病変候補空間内の複数のボクセルのうち、N個未満の所定数よりも多数の病変候補空間に属するボクセルを病変領域として判定してもよい。

[0013] 前記制御部は、各スライス画像群における前記病変推定領域に対して前記学習器によって算出された信頼度に基づき、スライス画像群ごとの評価値を算出し、当該評価値に基づき決定されたスライス画像群を用いて前記病変領域を表示してもよい。

[0014] 前記制御部は、前記N個のスライス画像群のそれぞれにおいて、前記学習器によって病変領域として推定された病変推定領域を含むスライス画像である特定スライス画像の数を算出し、前記N個のスライス画像群のうち、最も多数の特定スライス画像を有するスライス画像群に関するスライス画像を用いて、前記病変領域を表示してもよい。

[0015] 前記制御部は、前記少なくとも1つのスライス画像群においては、当該少なくとも1つのスライス画像群の各スライス画像において病変領域として推定された病変推定領域のうち、その信頼度が所定の閾値以上の値として前記学習器によって算出された病変推定領域のみを、前記法線近傍方向に仮想的に膨張させて前記膨張空間を形成してもよい。

[0016] 前記膨張空間は、前記病変推定領域の大きさを維持しつつ前記病変推定領域を前記法線近傍方向に膨張させて形成されてもよい。

[0017] 前記膨張空間は、前記法線近傍方向に垂直な方向に前記病変推定領域を徐

々に拡大しつつ前記病変推定領域を前記法線近傍方向に膨張させて形成されてもよい。

[0018] 前記N個のスライス画像群は、前記被検体の骨を撮像した画像を有し、前記病変領域は、骨折領域であり、前記制御部は、前記統合病変候補空間に基づいて骨折検知処理を実行してもよい。

[0019] 上記課題を解決すべく、本発明に係る画像処理システムは、上記のいずれかの特徴を有する画像処理装置と、前記N個の2次元スライス画像群を生成する画像生成装置とを備えることを特徴とする。

[0020] 上記課題を解決すべく、本発明に係るプログラムは、a) 画像群ごとの固有の法線方向を有する断面で被検体をスライスした複数のスライス画像を備えて構成される第*i*スライス画像群（ただし、 $i = 1, \dots, N$ ；*N*は2以上の自然数である）において病変領域として学習器によって推定された病変推定領域の集合空間を、前記第*i*スライス画像群に関する病変候補空間として形成するステップと、b) *N*個のスライス画像群のうち少なくとも1つのスライス画像群に関しては、当該少なくとも1つのスライス画像群の各スライス画像において病変領域として推定された病変推定領域を、前記各スライス画像の法線方向に対して所定角度以内の方向である法線近傍方向に仮想的に膨張させた膨張空間を形成するとともに、当該膨張空間と前記病変推定領域の集合空間との論理和空間を前記病変候補空間として形成するステップと、c) *N*個の病変候補空間を統合して統合病変候補空間を形成するステップと、をコンピュータに実行させるためのプログラムであることを特徴とする。

[0021] 上記課題を解決すべく、本発明に係る画像処理方法は、a) 画像群ごとの固有の法線方向を有する断面で被検体をスライスした複数のスライス画像を備えて構成される第*i*スライス画像群（ただし、 $i = 1, \dots, N$ ；*N*は2以上の自然数である）において病変領域として学習器によって推定された病変推定領域の集合空間を、前記第*i*スライス画像群に関する病変候補空間として形成するステップと、b) *N*個のスライス画像群のうち少なくとも1つのスライス画像群に関しては、当該少なくとも1つのスライス画像群の各スラ

イス画像において病変領域として推定された病変推定領域を、前記各スライス画像の法線方向に対して所定角度以内の方向である法線近傍方向に仮想的に膨張させた膨張空間を形成するとともに、当該膨張空間と前記病変推定領域の集合空間との論理和空間を前記病変候補空間として形成するステップと、 c) N個の病変候補空間を統合して統合病変候補空間を形成するステップと、を備えることを特徴とする。

[0022] 上記課題を解決すべく、本発明に係る画像処理装置は、複数のスライス画像群を処理する制御部、を備え、前記複数のスライス画像群は、それぞれ、画像群ごとの固有の法線方向を有する断面で被検体をスライスした複数のスライス画像を有し、前記制御部は、前記複数のスライス画像群のうち少なくとも1つのスライス画像群に関しては、当該少なくとも1つのスライス画像群の各スライス画像において病変領域として学習器によって推定された病変推定領域を、前記各スライス画像の法線方向に対して所定角度以内の方向である法線近傍方向に仮想的に膨張させた膨張空間を形成するとともに、当該膨張空間の集合空間をスライス画像群に関する病変候補空間として形成し、前記複数のスライス画像群のうち前記少なくとも1つのスライス画像群以外の残余のスライス画像群が存在する場合には、当該残余のスライス画像群のそれぞれにおいて病変領域として学習器によって推定された病変推定領域の集合空間を、スライス画像群に関する病変候補空間として形成し、スライス画像群ごとに形成された複数の病変候補空間を統合して統合病変候補空間を形成することを特徴とする。

[0023] 上記課題を解決すべく、本発明に係るプログラムは、 a) 画像群ごとの固有の法線方向を有する断面で被検体をスライスした複数のスライス画像をそれぞれ備えて構成される複数のスライス画像群のうち、少なくとも1つのスライス画像群に関しては、当該少なくとも1つのスライス画像群の各スライス画像において病変領域として推定された病変推定領域を、前記各スライス画像の法線方向に対して所定角度以内の方向である法線近傍方向に仮想的に膨張させた膨張空間を形成するとともに、当該膨張空間の集合空間をスライ

ス画像群に関する病変候補空間として形成するステップと、b) 前記複数のスライス画像群のうち前記少なくとも1つのスライス画像群以外の残余のスライス画像群が存在する場合には、当該残余のスライス画像群のそれぞれにおいて病変領域として学習器によって推定された病変推定領域の集合空間を、スライス画像群に関する病変候補空間として形成するステップと、c) スライス画像群ごとに形成された複数の病変候補空間を統合して統合病変候補空間を形成するステップと、をコンピュータに実行させるためのプログラムであることを特徴とする。

[0024] 上記課題を解決すべく、本発明に係る画像処理方法は、a) 画像群ごとの固有の法線方向を有する断面で被検体をスライスした複数のスライス画像をそれぞれ備えて構成される複数のスライス画像群のうち、少なくとも1つのスライス画像群に関しては、当該少なくとも1つのスライス画像群の各スライス画像において病変領域として推定された病変推定領域を、前記各スライス画像の法線方向に対して所定角度以内の方向である法線近傍方向に仮想的に膨張させた膨張空間を形成するとともに、当該膨張空間の集合空間をスライス画像群に関する病変候補空間として形成するステップと、b) 前記複数のスライス画像群のうち前記少なくとも1つのスライス画像群以外の残余のスライス画像群が存在する場合には、当該残余のスライス画像群のそれぞれにおいて病変領域として学習器によって推定された病変推定領域の集合空間を、スライス画像群に関する病変候補空間として形成するステップと、c) スライス画像群ごとに形成された複数の病変候補空間を統合して統合病変候補空間を形成するステップと、を備えることを特徴とする。

[0025] 上記課題を解決すべく、本発明に係る画像処理装置は、複数のスライス画像群を処理する制御部、を備え、前記複数のスライス画像群は、それぞれ、画像群ごとの固有の法線方向を有する断面で被検体をスライスした複数のスライス画像を有し、前記制御部は、前記複数のスライス画像群のそれぞれに関して、そのスライス画像群の各スライス画像において病変領域として学習器によって推定された病変推定領域を、前記各スライス画像の法線方向に対

して所定角度以内の方向である法線近傍方向に仮想的に膨張させた膨張空間を形成するとともに、当該膨張空間の集合空間をスライス画像群に関する病変候補空間として形成し、スライス画像群ごとに形成された複数の病変候補空間を統合して統合病変候補空間を形成することを特徴とする。

発明の効果

[0026] 本発明によれば、2次元スライス画像における病変部位の見逃しを抑制することが可能である。

図面の簡単な説明

[0027] [図1]画像処理システムを示すブロック図である。

[図2]機械学習における推論段階の処理を示す概念図である。

[図3]画像処理装置の処理を示すフローチャートである。

[図4]各種断面を示す図である。

[図5]アキシャル断面でスライスされた2次元スライス画像群を示す図である。

[図6]病変推定領域の一例を示す図である。

[図7]膨張空間を説明するための概念図である。

[図8]病変推定領域の集合空間および膨張空間等を説明するための概念図である。

[図9]病変候補空間を説明するための概念図である。

[図10]複数のスライス画像群のそれぞれにおける病変候補空間、および統合病変候補空間等を説明するための概念図である。

[図11]最終的に表示される2次元スライス画像群を示す図である。

[図12]病変候補空間内のボクセルに評価値が付与される様子等を示す概念図である（第2実施形態）。

[図13]或るスライス画像群の複数の病変推定領域の各ボクセルに付与される評価値の一例を示す図である。

[図14]変形例に係るステップS38の処理を示すフローチャートである。

[図15]画像群選択用の評価値が算出される様子を示す概念図である。

[図16]膨張手法に関する変形例を示す図である。

[図17]複数の骨折部位に関するラベリングを示す概念図である。

発明を実施するための形態

[0028] 以下、本発明の実施形態を図面に基づいて説明する。

[0029] <1. 第1実施形態>

<1-1. システム概要>

図1は、画像処理システム10を示すブロック図である。画像処理システム10は、基準軸に垂直な断面で被検体（被検者等）をスライスした複数の2次元スライス画像（断層画像）220（図5参照）（詳細には、複数の2次元スライス画像群210）を処理するシステムである。

[0030] 図1に示されるように、画像処理システム10は、スライス画像生成装置20と画像処理装置30とを備えている。スライス画像生成装置20と画像処理装置30とは有線接続（あるいは無線接続）されて互いに通信可能である。画像処理装置30は、スライス画像生成装置20で生成（取得）された情報（スライス画像等）を所定の接続ケーブル等を介してスライス画像生成装置20から受信する。

[0031] スライス画像生成装置20は、MRI（Magnetic Resonance Imaging）装置あるいはCT（Computed Tomography）装置などで構成される。スライス画像生成装置20は、被検体（被検者等）に関する複数の2次元スライス画像（単にスライス画像とも称する）220を生成して取得する。当該複数のスライス画像220は、基準軸上の互いに異なる複数の位置において（例えば、0.6mm～1mm（ミリメートル）ピッチの異なる位置で）当該基準軸に垂直な断面で被検体をスライスした画像である。当該複数のスライス画像220は、基準軸方向における所定範囲（たとえば300mm）に亘って取得され、数百枚から数千枚（たとえば500枚）の画像で構成される。スライス画像生成装置20においては、たとえば、骨盤を含む腰部に関する複数の2次元スライス画像220が撮像されて取得される（図5参照）。

[0032] また、当該複数のスライス画像220（スライス画像群210とも称する

）は、同一の被検体に関して、互いに異なる複数の基準軸（断面の法線方向）のそれぞれについて取得される。換言すれば、スライス画像群 210（複数の 2 次元スライス画像）が、断面の方向を変更した上で更に撮影される。この結果、複数のスライス画像群 210 が撮像（生成）される。

[0033] 各スライス画像群 210 は、画像群ごとの固有の法線方向を有する断面で被検体をスライスした複数のスライス画像を有する。ここでは、各スライス画像群 210 として、被検体の骨を撮像したスライス画像を有する画像群を主に例示する。なお、各スライス画像群 210 は、（第 i の）スライス画像群 G_i （ただし、 $i = 1, \dots, N$ ； N はスライス画像群の個数であり、2 以上の自然数である）とも称される。

[0034] 各スライス画像群 210 は、他のスライス画像群の断面とは異なる方向の断面（たとえば、アキシャル断面、コロナル断面、サジタル断面等の各断面）で被検体をスライスして撮像される（図 4 参照）。

[0035] 図 4 は、アキシャル断面、コロナル断面、サジタル断面の各種類の断面を示す図である。アキシャル断面は、体軸に直交する断面（軸位断あるいは横断面とも称する）である。コロナル断面は、横切りの断面（体等を前側と後ろ側とに分割する断面）（冠状断あるいは冠状面とも称する）である。サジタル断面は、縦切りの断面（体等を左側と右側とに分割する断面）（矢状断あるいは矢状面とも称する）である。また、断面の種類としては、オブリーク断面（傾斜した断面）（斜断面）等も存在する。

[0036] 一のスライス画像群 210 は、アキシャル断面でスライスされた複数の 2 次元スライス画像 220（アキシャル断面の法線方向を基準軸方向とする複数の 2 次元スライス画像 220）で構成される（図 5 参照）。なお、図 5 は、アキシャル断面でスライスされた複数の 2 次元スライス画像 220（の一部）を示す図である。

[0037] 別の一のスライス画像群 210 は、コロナル断面でスライスされた複数の 2 次元スライス画像 220（コロナル断面の法線方向を基準軸方向とする複数の 2 次元スライス画像 220）で構成される。更に別の一のスライス画像

群210は、サジタル断面でスライスされた複数の2次元スライス画像220（サジタル断面の法線方向を基準軸方向とする複数の2次元スライス画像220）で構成される。さらに、更に別のスライス画像群210は、オブリーク断面（（任意の角度で）傾斜した断面）（斜断面）でスライスされた複数の2次元スライス画像220で構成される（図10等参照）。

[0038] なお、図10は、複数のスライス画像群のそれぞれにおける病変候補空間85（後述）、および統合病変候補空間87（後述）等を説明するための概念図である。図10の左半側の9つの大きな直方体は、9つのスライス画像群210にそれぞれ対応する。また、当該9つの大きな直方体のそれぞれにて平行四辺形形状に描画された太線は、各スライス画像群210における一の断面（スライス断面）を示している。図10の左半側の9つの直方体のうち中段の（左右方向に配列される）3つの直方体は、3つのスライス画像群210（左から順に、コロナル断面によるスライス画像群210、アキシャル断面によるスライス画像群210、サジタル断面によるスライス画像群210）を概念的に示している。また、図10の左半側の上段および下段においては、（それぞれ3つずつ）合計で6つのオブリーク断面によるスライス画像群210が概念的に示されている。当該6つのスライス画像群210は、互いに異なる6つのオブリーク断面でスライスされた（互いに異なる6つのオブリーク断面の法線方向をそれぞれ基準軸方向とする）スライス画像群である。

[0039] このように、画像群ごとに固有の法線方向を有する複数のスライス画像群210（互いに異なるスライス方向（断面方向）を有する複数のスライス画像群210）が撮像（生成）される。たとえば、図10では、固有の法線方向（異なる9つ（9方向）の基準軸方向）を有する9つのスライス画像群210（ $N=9$ の場合）が生成されている。このようにして取得された複数のスライス画像群210は、合計で数百枚～数千枚以上（たとえば4500枚）の画像で構成される。

[0040] 画像処理装置30は、学習パラメータが予め調整された学習モデル410

（学習済みモデル４２０とも称する）を用いて、或る被検体に関して取得された複数のスライス画像２２０（２４０とも称する）のそれぞれについて推論処理を実行する（図２参照）。具体的には、上述の学習済みモデル４２０を用いて、各スライス画像２４０の（未知の）病変部位（骨折部位）を推定する推論処理を実行する。ここでは、病変部位として骨折部位（より詳細には、骨盤における骨折部位）を主に例示する。当該推論処理においては、たとえば、骨折部位の有無および当該骨折部位の位置等が特定（推定）される。また、当該骨折部位の推論結果に関する信頼度（たとえば、８０％）も併せて出力される。図２は、機械学習における推論段階の処理を示す概念図である。

[0041] なお、学習済みモデル４２０は、学習モデル４１０（学習器）の学習パラメータが所定の機械学習手法を用いて調整されることによって生成される。学習モデル４１０としては、たとえば、複数の層で構成されるニューラルネットワークモデルが用いられる。そして、所定の機械学習手法（ディープラーニング等）によって、ニューラルネットワークモデルにおける複数の層（入力層、（１又は複数の）中間層、出力層）の層間における重み付け係数等（学習パラメータ）が調整される。このような機械学習における当該学習段階の処理は、たとえば、画像処理装置３０によって予め実行される。具体的には、スライス画像の病変部位を特定する推論処理を実行するための学習モデル４１０（学習済みモデル４２０）が、病変部位を有する教師データ（既知の病変部位を有する複数のスライス画像群（より詳細には複数の検体に関する複数のスライス画像群））等に基づいて生成される。ただし、これに限定されず、画像処理装置３０は、他の装置で調整された学習パラメータを取得することによって、自装置（画像処理装置３０）内に学習済みモデル４２０を構築するようにしてもよい。

[0042] また、画像処理装置３０は、機械学習による学習済みモデル４２０を用いた推論結果に基づき更なる処理を実行する。具体的には、画像処理装置３０は、後述するように、病変候補空間８５の形成処理（膨張空間８３の形成処

理を含む)、および統合病変候補空間87の形成処理等を実行することによって、骨折検知処理を実行する。

[0043] 図1に示されるように、画像処理装置30は、コントローラ31と記憶部32と操作部35とを備える。

[0044] コントローラ31は、画像処理装置30に内蔵され、画像処理装置30の動作を制御する制御装置である。

[0045] コントローラ31は、単一または複数のCPU (Central processing Unit) (マイクロプロセッサあるいはハードウェアプロセッサなどとも称される) 等を備えるコンピュータシステムとして構成される。コントローラ31は、当該CPUにおいて、記憶部 (ROMおよび/またはハードディスクなどの不揮発性記憶部) 32内に格納されている所定のソフトウェアプログラム (以下、単にプログラムとも称する) を実行することによって、各種の処理を実現する。なお、当該プログラム (詳細にはプログラムモジュール群) は、USBメモリなどの可搬性の記録媒体に記録され、当該記録媒体から読み出されて画像処理装置30にインストールされるようにしてもよい。あるいは、当該プログラムは、通信ネットワーク等を経由してダウンロードされて画像処理装置30にインストールされるようにしてもよい。

[0046] コントローラ31は、たとえば、機械学習における推論段階に関する処理を実行する。具体的には、学習パラメータが調整された学習モデル410 (学習済みモデル420) (図2参照) を用いて、或る被検体に関して取得された複数の2次元スライス画像240のそれぞれ (複数の2次元スライス画像群210の各2次元スライス画像240) について、推論処理が実行される。また、コントローラ31は、病変候補空間85の形成処理 (膨張空間83の形成処理を含む)、および統合病変候補空間87の形成処理等をも実行する。さらに、コントローラ31は、病変部位を出力する処理 (骨折部位を含む画像の表示処理等) をも実行する。

[0047] 記憶部32は、ハードディスクドライブ (HDD) および/またはソリッドステートドライブ (SSD) 等の記憶装置で構成される。記憶部32は、

複数の２次元スライス画像２２０、２４０、２５０、２９０、および学習済みモデル４２０（学習パラメータを含む）等を記憶する。

[0048] 操作部３５は、画像処理装置３０に対する操作入力を受け付ける操作入力部３５ａと、各種情報の表示出力を行う表示部３５ｂとを備えている。たとえば、操作入力部３５ａ（受付部とも称される）は、処理対象の２次元スライス画像群の指定操作等を受け付ける。また、表示部３５ｂは、学習済みモデル４２０を用いた推論処理およびそれに続く各種の処理が施されたスライス画像２２０（２９０とも称する）等を表示する。操作入力部３５ａとしてはマウスおよびキーボード等が用いられ、表示部３５ｂとしてはディスプレイ（液晶ディスプレイ等）が用いられる。また、操作入力部３５ａの一部としても機能し且つ表示部３５ｂの一部としても機能するタッチパネルが設けられてもよい。

[0049] なお、この画像処理装置３０は医用画像処理装置とも称され、画像処理システム１０は医用画像処理システムとも称される。

[0050] <１－２．処理の詳細>

図３は、画像処理装置３０（詳細にはコントローラ３１（図１））の処理を示すフローチャートである。図３においては、機械学習による学習済みモデル４２０を用いた推論処理（ステップＳ３２）を含む処理が示されている。

[0051] まず、ステップＳ３１において、コントローラ３１は、操作ユーザによる指定操作に応じて、第 i の２次元スライス画像群 G_i （値 i の初期値はここでは「１」）を取得（入力）する。具体的には、操作ユーザによって第 i の２次元スライス画像群 G_i （２１０）の格納フォルダおよびファイル名等が指定され、コントローラ３１は、その指定内容に基づき、第 i のスライス画像群 G_i のデータを読み込む。

[0052] 次のステップＳ３２において、コントローラ３１は、第 i の２次元スライス画像群 G_i （単に第 i スライス画像群とも称する）を構成する複数の２次元スライス画像２４０のそれぞれに対して、学習済みモデル４２０による推

論処理を実行する。具体的には、学習済みモデル420（学習器）によって第*i*スライス画像群 G_i （210）において病変領域として推定された領域（「病変推定領域」（71）とも称する）が求められる。

[0053] 図6は、病変推定領域71の一例を示す図である。図6においては、病変推定領域71が、バウンディングボックス51（矩形形状の太い黒枠）で囲まれて示されている。すなわち、学習済みモデル420（学習器）による骨折部位に関する推定結果が示されている。病変推定領域71は、第*i*スライス画像群 G_i を構成する複数の2次元スライス画像のうち少なくとも一部の2次元スライス画像において検出される。

[0054] 図6では、図5における5枚の2次元スライス画像 $L(j-1) \sim L(j+3)$ のうちの3枚のスライス画像 $L(j-1)$ 、 $L(j)$ 、 $L(j+3)$ においてのみ病変推定領域71が検出されている。逆に言えば、2枚のスライス画像 $L(j+1)$ 、 $L(j+2)$ においては、病変推定領域71が検出されていない。すなわち、学習済みの学習器（学習済みモデル420）による推論処理において、一部のスライス画像内で病変部位の見逃し（検出漏れ）が生じている。病変推定領域71が検出されたスライス画像（たとえば $L(j)$ ）の近傍の2つのスライス画像（たとえば、 $L(j+1)$ （および $L(j+2)$ ））においても、本来は病変推定領域71が検出されるべきである。それにもかかわらず、当該2つのスライス画像においては、実際には当該病変推定領域71は検出されていない。

[0055] これに対して、この実施形態では、全て（*N*個）のスライス画像群210（ G_i ）のそれぞれに関して、病変推定領域71に基づく膨張空間83が形成されるとともに、当該膨張空間83を含む空間が病変候補空間85として形成される（ステップS33）。病変候補空間85に基づき病変部位を特定して表示することによれば、病変部位の見逃しを抑制することが可能である。

[0056] 具体的には、ステップS33において、まず、コントローラ31は、膨張空間83を形成する。

[0057] 膨張空間 83 は、各スライス画像群 G_i の各スライス画像 L_j （ただし、 $j = 1, \dots, T_i$ ；値 T_i は、第 i スライス画像群 G_i の画像枚数であり、2 以上の自然数である。）における病変推定領域 71 を各スライス画像 L_j の法線近傍方向（ここでは法線方向）において（各スライス画像 L_j から）所定範囲に亘って仮想的に膨張させて形成される空間である。詳細には、当該膨張空間 83 は、たとえば、複数のスライス画像 L_j のうちの一部のスライス画像 L_k に関して、その近傍の所定数（ $2 * M$ ）のスライス画像範囲（ $L(k - M) \sim L(k + M)$ ）に亘って形成される。ここで、値 k は、病変推定領域 71 が検出された全てのスライス画像の番号であり、値 M は自然数である。

[0058] なお、法線近傍方向（膨張方向とも称する）は、各スライス画像 L_j （詳細にはその断面）の法線方向に対して所定角度以内の方向（法線方向（自体）を含む）である。ここでは、法線近傍方向として、各スライス画像 L_k の法線方向（自体）を例示するが、これに限定されず、法線近傍方向は、各スライス画像 L_k の法線方向に対して例えば 10 度（deg）～20 度（deg）程度の傾斜角度を有する方向であってもよい。

[0059] 図 7 は、膨張空間 83 を説明するための概念図である。図 7 の左列においては、複数のスライス画像 L_j のうち、病変推定領域 71 が検出された一の 2 次元スライス画像 L_k （220 あるいは 250 と称する）等が示されている。

[0060] ここでは、まず、一のスライス画像 L_k に着目し、当該一のスライス画像 L_k に関する膨張空間 83 について説明する。

[0061] 図 7 にも示されるように、スライス画像 L_k 内の病変推定領域 71（図 7 の左列参照）をスライス画像 L_k の法線近傍方向（ここでは法線方向）において仮想的に膨張させることによって、一のスライス画像 L_k に関する膨張空間 83（83A と称する）が形成される（図 7 の右列参照）。ここでは、当該膨張空間 83（83A）は、当該各スライス画像 L_k の近傍の 5 枚のスライス画像範囲（ $L(k - 2) \sim L(k + 2)$ 、 $M = 2$ の場合）に亘って

形成される。

[0062] 図7の右列においては、一のスライス画像 L_k に関する膨張空間83A（特に図7の右列最下段参照）が示されている。このような膨張空間83Aを形成することは、スライス画像 L_k のみならず、その前後2枚ずつ合計4枚のスライス画像 $L_{(k-2)}$ 、 $L_{(k-1)}$ 、 $L_{(k+1)}$ 、 $L_{(k+2)}$ においても、病変推定領域71（見做し病変推定領域73とも称する）を設定することに相当する（図7の右列参照）。なお、膨張空間83Aにて設定される病変推定領域（見做し病変推定領域）73は、概念的に拡張された病変推定領域であることから、拡張病変推定領域などとも称される。

[0063] スライス画像 L_k の病変推定領域71が法線方向に膨張する場合、スライス画像 L_k の近傍のスライス画像内における見做し病変推定領域73は、スライス画像 L_k 内の位置（2次元位置）と同じ位置（2次元位置）に設定される。なお、法線方向から若干ずれた方向に膨張する場合、スライス画像 L_k の近傍のスライス画像内における見做し病変推定領域73の位置はスライス画像 L_k 内の位置から若干ずれるものの、大きな影響はない。

[0064] さらに、このような膨張空間83（一のスライス画像 L_k に関する膨張空間83A）が、複数のスライス画像 L_j のうち病変推定領域71が検出された全てのスライス画像 L_k に関して形成される。この結果、全てのスライス画像 L_k に関する膨張空間83（詳細には、個別のスライス画像 L_k に関する膨張空間83（83A）の集合空間（論理和空間））（83Bとも称する）は、図9の上段右側（および図8の最右列）のように形成される。

[0065] 図8は、或る第 i スライス画像群 G_i の全てのスライス画像 L_k に関する膨張空間83（83B）等を説明するための概念図である。

[0066] 図8の左から2番目の列には、複数のスライス画像220における病変推定領域71が上下方向に積層されている状態が示されている。病変推定領域71は、それぞれ太い線分で模式化されて示されており、その厚みは捨象されている。ただし、最上段および最下段の病変推定領域71は、厚み（スライス厚）を有する状態（細線で示される横長の矩形領域を参照）でも描画さ

れている。また、図8の左から2番目の列における太い破線の線分は、一連のスライス画像のうち幾つかのスライス画像にて病変推定領域71が存在していないこと（病変部位の見逃しが発生していること）を表している。

[0067] 図8の最左列には、病変推定領域71の集合空間81が概念的に示されている。集合空間81は、厳密には所定のスライス厚を有する病変推定領域71（すなわち薄板状空間（薄い直方体空間））の集合である。図8の最左列では、一連のスライス画像のうち幾つかのスライス画像にて病変推定領域71が存在していない部分が、太い実線の線分で模式的に示されている。当該太い実線（図8の最左列の太い実線）は、（図8の左から2番目の列の太い実線とは異なり、）病変推定領域71の集合空間81から除外される部分を示している。

[0068] 図8の左から3番目の列には、各病変推定領域71に対する各膨張空間83Aが示されている。図示の都合上、各膨張空間83Aは横方向に圧縮され且つその横方向の位置が互いにずらされて示されている。図7でも説明したように、各病変推定領域71に対する膨張空間83Aは、たとえば、各スライス画像 L_k の近傍の5枚のスライス画像範囲（ $L(k-2) \sim L(k+2)$ ）、 $M=2$ の場合）に亘って形成される。この場合、各膨張空間83Aの上下方向の長さ（厚み）は5枚のスライス厚に相当する。

[0069] このような膨張空間83Aが複数の病変推定領域71のそれぞれに対して形成されることによって、膨張空間83Aの集合空間（集合体）83B（図8の最右列参照）が形成される。図8においては、各スライス画像 L_k （各病変推定領域71）に関する膨張空間83（個別の膨張空間83A）と全てのスライス画像 L_k （全ての病変推定領域71）に関する膨張空間83（個別の膨張空間83の集合空間83B）との関係が示されている。各スライス画像 L_k の病変推定領域71が法線方向に膨張することによって形成された個別の膨張空間83Aが形成され、当該個別の膨張空間83Aが相互に重複しつつ形成されることによって全体として膨張した膨張空間83Bが形成される。より詳細には、上下方向に近接する複数の病変推定領域71に対して

、所定の厚み（５枚のスライス厚に相当する厚み）を有する膨張空間８３Ａがその上下方向の位置を一部重複しつつ順次生成されること等によって、膨張空間８３Ａの集合空間（集合体）８３Ｂが形成される。

[0070] これによれば、図８の左から３番目の列に示されるように、連続する所定数（ $2 * M$ 個）（ここでは４個）以下のスライス画像 L_k にて病変推定領域７１の欠落（病変部位の見逃し）が発生しても、欠落した病変推定領域７１を補完するように膨張空間８３Ｂが形成される。

[0071] 次に、コントローラ３１は、膨張空間８３を含む空間を病変候補空間８５として形成する（ステップＳ３３）。具体的には、膨張空間８３（ここでは複数のスライス画像 L_k に関する膨張空間８３Ａの集合空間８３Ｂ）と病変推定領域７１の集合空間８１との論理和空間が病変候補空間８５として形成される。なお、複数のスライス画像 L_k に関する膨張空間８３Ｂ（個別の膨張空間８３Ａの集合空間８３Ｂ）が病変推定領域７１の集合空間８１を包含する場合、当該膨張空間８３Ｂと病変推定領域７１の集合空間８１との論理和空間は膨張空間８３Ｂ（自体）と等価である。複数のスライス画像 L_k に関する膨張空間８３Ｂが病変推定領域７１の集合空間８１を包含する状況であると判断できる場合（あるいは当該状況と同視できる場合）等においては、論理和演算が行われることなく、膨張空間８３Ｂ（自体）が、膨張空間８３Ｂと病変推定領域７１の集合空間８１との論理和空間であると見做されてもよい。

[0072] 図９は、病変候補空間８５を説明するための概念図である。なお、図９では、被検者の立体モデル８０（被検者のスライス画像群を用いて構成される３次元ボリュームデータ）が直方体（最も大きな直方体）で簡略化されて示されている。

[0073] 病変候補空間８５について説明する前に、病変推定領域７１の集合空間８１について説明する。上述のように、第 i スライス画像群 G_i を構成する複数のスライス画像のうちの少なくとも一部のスライス画像において、病変推定領域７１が検出される。具体的には、図９の上段左側（および図８の最左

列)に示されるように、基準軸方向(図9では上下方向)における所定範囲B内の2以上のスライス画像に亘って病変推定領域71が検出され、このような病変推定領域71の集合空間81は、略直方体形状の空間を形成する。ここにおいて、病変推定領域71の集合空間81は、厳密には、病変推定領域71の大きさの2次元平面領域とスライス画像の厚みとを有する部分(薄い直方体空間)の集合空間である。ここでは、単に病変推定領域71の集合空間81と表現する。

[0074] ただし、図6(および図8の最左列)等にも示したように、これらの所定範囲B内のうち一部のスライス画像では、病変推定領域71が検出されないことがある。図9の上段左側の略直方体形状の空間内における黒い線状部分は、(図8の最左列と同様、)一部のスライス部分(薄板状部分)が欠落していることを示している。当該一部のスライス部分は、病変推定領域71が検出されなかったスライス画像($L(j+1)$)等(図6および図7参照))に対応する薄板状部分である。このように、病変推定領域71の集合空間81は、上述の略直方体形状の空間から一部のスライス部分を除外した空間である。

[0075] 一方、図9の上段右側の膨張空間83では、そのような欠落部分が補完されている(図9の膨張空間83には欠落部分が存在しない)。上述のように、当該膨張空間83は、集合空間81内の全てのスライス画像 L_k の病変推定領域71をそれぞれ膨張させて形成される。その結果、基本的には、当該欠落部分をも含む空間が膨張空間83として形成される。

[0076] そして、このような膨張空間83を含む空間が病変候補空間85(第 i スライス画像群 G_i に関する病変候補空間85)として形成される。したがって、病変候補空間85は、上述の欠落部分を含むように(当該欠落部分を補完するように)、換言すれば、見逃されていた病変領域を含むように形成される。

[0077] 次のステップS34においては、全てのスライス画像群 G_i について処理が完了したか否かに応じて分岐処理が実行される。処理が完了していない場

合、値 i をインクリメント（ステップ S 3 5）してステップ S 3 1 に戻り、ステップ S 3 1 ～ S 3 3 の処理を実行する。一方、全てのスライス画像群 G_i について処理が完了した場合（ N 個のスライス画像群 G_i （ $G_1 \sim G_N$ ）の全てについて病変候補空間 8 5 が形成された場合）、ステップ S 3 6 に進む。

[0078] ステップ S 3 6 においては、 N 個の病変候補空間 8 5 を統合した統合病変候補空間 8 7 が形成される。詳細には、統合病変候補空間 8 7 は、 N 個の病変候補空間 8 5 の論理和空間として形成される。より詳細には、複数のスライス画像群 G_i のそれぞれの病変候補空間 8 5 を、それぞれの対応位置を合わせながら統合することによって、統合病変候補空間 8 7 が形成される。図 1 0 においては、9 個のスライス画像群 $G_1 \sim G_9$ のそれぞれに関する病変候補空間 8 5（9 個の病変候補空間 8 5）が模式的に示されるとともに、当該 9 個の病変候補空間 8 5 を統合した統合病変候補空間 8 7 が模式的に示されている。

[0079] そして、ステップ S 3 7 において、統合病変候補空間 8 7 に基づき病変領域が特定される。具体的には、コントローラ 3 1 は、統合病変候補空間 8 7 内の複数のボクセルのうち、 N 個未満の所定数（たとえば、7 個）よりも多数の病変候補空間 8 5 に属するボクセルを最終的に病変領域として判定する。図 1 0 の右端側においては、統合病変空間 8 9（最終的に特定（判定）された病変領域の集合空間）が模式的に示されている。統合病変空間 8 9 は、統合病変候補空間 8 7 内のボクセルのうち、所定数（たとえば、7 個）よりも多数の病変候補空間 8 5 に属するボクセルの集合体である。

[0080] より具体的には、被検体に関する立体モデル（複数の 2 次元スライス画像 2 2 0 に基づく 3 次元ボリュームデータ）における複数のボクセルのうち、病変候補空間 8 5 内のボクセルには評価値「1」が付与され、病変候補空間 8 5 外のボクセルには評価値「0」が付与される（図 1 0 参照）。そして、複数のスライス画像群 G_i の統合の際に、対応するボクセルごとに当該評価値が加算される。加算後のボクセルごとの評価値は、各ボクセルが幾つのス

ライス画像群 G_i の病変候補空間 85 に属しているかを表す。たとえば、或るボクセルの評価値が「9」である場合、当該或るボクセルは9つのスライス画像群 G_i の全て（9つ）の病変候補空間 85 に属していることを表している。また、或るボクセルの評価値が「7」である場合、当該或るボクセルは7つのスライス画像群 G_i の病変候補空間 85 に属していることを表している。また、或るボクセルの評価値が「0」である場合、当該或るボクセルは9つのスライス画像群 G_i の病変候補空間 85 のいずれにも属していないことを表している。

[0081] ここにおいて、統合病変空間 89 は、所定数未満の病変候補空間 85 に属するボクセルをも含む集合体として規定されてもよい。しかしながら、少数の病変候補空間 85 のみに属するボクセル（特に、病変推定領域 71 の集合空間 81 に含まれず膨張空間 83 にのみ含まれるボクセル）は、実際には病変領域に関するボクセルではない可能性が高い。それ故、他の多数のスライス画像群 G_i の病変候補空間 85 でも病変推定領域 71（あるいは見做し病変推定領域 73）として検出されたボクセルであることを条件に、病変領域として判定されることが好ましい。換言すれば、他の角度で見ても病変推定領域 71 として検出されるボクセルであることを条件に、病変領域として判定されることが好ましい。そこで、ここでは、所定数（たとえば、7個）よりも多数の病変候補空間 85 に属するボクセルが最終的に病変領域として判定される。

[0082] ステップ S38 では、ユーザによって指定されたスライス画像群 G_i に関して、その2次元スライス画像 220 の病変領域が表示される。具体的には、統合病変空間 89 に属するボクセルを含むスライス画像において、当該統合病変空間 89 に属するボクセルを囲むようにバウンディングボックス 51 が描画される。たとえば、図 11 に示されるように、スライス画像 $L(j+1)$ 、 $L(j+2)$ 内における病変領域も、バウンディングボックス 51 が付された状態で示され得る。なお、図 11 は、ステップ S38 にて表示される2次元スライス画像 220（290）の一例を示す図である。

[0083] <1-3. 第1実施形態の効果等>

以上のような態様によれば、少なくとも1つのスライス画像群（ここでは複数のスライス画像群） G_i に関して膨張空間83を含めて病変候補空間85が形成されるので、2次元スライス画像における病変部位の見逃しを抑制することが可能である。また、互いに異なる方向の断面による複数のスライス画像群の病変候補空間85が考慮された統合病変候補空間87が形成される。したがって、特定方向の断面による一のスライス画像群の病変候補空間85のみが考慮される場合に比べて、病変部位の検出精度を向上させること（たとえば、過検出を抑制すること等）が可能である。

[0084] 特に統合病変候補空間87内の複数のボクセルのうち、 N 個未満の所定数よりも多数の病変候補空間85に属するボクセルが病変領域として判定されるので、病変領域の誤検出（過検出）を抑制することが可能である。

[0085] なお、上記実施形態においては、第 i スライス画像群 G_i がステップS31にて指定されるごとに、ステップS32、S33の処理が実行されているが、これに限定されない。たとえば、まず、或る被検体の複数のスライス画像群210の全て（たとえば9つのスライス画像群210）が一度に指定されてもよい。そして、その後に当該複数のスライス画像群210に対する推論処理等が行われてもよい。

[0086] また、上記実施形態においては、各スライス画像群 G_i の病変候補空間85内のボクセルには評価値「1」が一律に付与されているが、これに限定されない。たとえば、病変候補空間85内の見做し病変推定領域73のみに対応するボクセル（学習済みモデル420によって病変推定領域71としては検出されていない領域に対応するボクセル）に対しては、「1」よりも低減された値（たとえば、「0.5」）が評価値として付与されてもよい。換言すれば、0.5個のスライス画像群 G_i に所属するボクセルであるとして取り扱われてもよい。

[0087] <2. 第2実施形態>

第2実施形態は、第1実施形態の変形例である。以下では、第1実施形態

との相違点を中心に説明する。

[0088] 上記第1実施形態においては、統合病変候補空間87内の複数のボクセルのうち、所定数（N個未満）よりも多数の病変候補空間85に属するボクセルが病変領域として判定されている（図3のステップS37参照）。換言すれば、各ボクセルにおける（スライス画像群G_iごとの）病変候補空間85の重複数に応じた評価値（重複数判定用の評価値）に基づいて、病変領域が判定されている（図10も参照）。しかしながら、本発明はこれに限定されない。

[0089] たとえば、統合病変候補空間87内の複数のボクセルのうち、その評価値（具体的には、各スライス画像群G_iの病変推定領域71に対して学習済みモデル420によって算出された信頼度に基づく評価値）が所定レベルよりも高いボクセルが、病変領域として判定されてもよい。端的に言えば、病変推定領域71の信頼度に応じて各ボクセルに割り当てられた評価値に基づいて、病変領域が判定されてもよい。この第2実施形態では、このような態様について説明する。なお、当該評価値は、統合信頼度（後述）算出用の評価値であるとも表現される。

[0090] 第2実施形態においても図3と同様の処理が実行される。ただし、第2実施形態では、ステップS37において第1実施形態とは異なる処理が実行される。

[0091] 第2実施形態に係るステップS37においては、コントローラ31は、まず、N個のスライス画像群のそれぞれに関して、（スライス画像群ごとの）評価値を、被検体の立体モデル80におけるボクセルごとに算出する。（スライス画像群ごとの）当該評価値は、各スライス画像群の病変候補空間85内の病変推定領域71に対して学習済みモデル420によって算出された信頼度に基づいて算出される。そして、N個のスライス画像群G_iの評価値が各ボクセルに付与される。

[0092] 具体的には、図12に示されるように、当該立体モデル80における各病変候補空間85内のボクセルに評価値（「0」～「10」）が付与される。

なお、図 12 は、各病変候補空間 85 内のボクセルに評価値が付与される様子等を示す概念図である。

[0093] 当該立体モデル 80 における複数のボクセルのうち、病変候補空間 85 外のボクセルには評価値「0」が付与される（図 12 参照）。

[0094] また、第 i スライス画像群 G_i の病変候補空間 85 内のボクセルには、たとえば、評価値「1」～「10」のいずれかが付与される。

[0095] まず、病変候補空間 85 のうち、病変推定領域 71 の集合空間 81 内のボクセルに関しては、各病変推定領域 71 に対して算出された信頼度に基づいて評価値が算出される（図 13 参照）。図 13 は、或るスライス画像群の複数の病変推定領域 71 の各ボクセルに付与される評価値の一例を示す図である。

[0096] 具体的には、図 13 に示されるように、第 i スライス画像群 G_i の或るスライス画像 L_j の病変推定領域 71 に対して信頼度「80%」（病変部位である旨の判断の信頼性を表す値）が算出されている場合、当該病変推定領域 71 に対応するスライス部分のボクセルには評価値「8」が付与される。同様に、他のスライス画像 $L_{(j-2)}$ の各病変推定領域 71 に対して信頼度「20%」が算出されている場合、当該病変推定領域 71 に対応するスライス部分のボクセルには評価値「2」が付与される。

[0097] 一方、病変候補空間 85 のうち、膨張空間 83 内且つ病変推定領域 71 の集合空間 81 外、のボクセル（病変推定領域 71 の集合空間 81 に含まれないものの膨張空間 83 に含まれるように補完された見做し病変推定領域 73、に対応するスライス部分のボクセル）に関しては、次のようにして評価値が算出される。具体的には、当該見做し病変推定領域 73 に対応する病変推定領域 71（個別の膨張空間 83 に対応する病変推定領域 71（膨張元の病変推定領域 71））に対して算出された信頼度に基づいて評価値が算出される。

[0098] たとえば、図 13 に示されるように、第 i スライス画像群 G_i の或るスライス画像 $L_{(j+1)}$ の見做し病変推定領域 73 に対しては、その膨張元の

2つの病変推定領域71（スライス画像L（j+2）の病変推定領域71、およびスライス画像Ljの病変推定領域71）の信頼度「80%」，「80%」に基づき、評価値「8」が付与される。

[0099] また、図13に示されるように、第iスライス画像群Giの或るスライス画像L（j-1）の見做し病変推定領域73に対しては、その膨張元の2つの病変推定領域71（スライス画像Ljの病変推定領域71、およびスライス画像L（j-2）の病変推定領域71）の信頼度「80%」，「20%」に基づき、評価値「5」が付与される。詳細には、当該信頼度「80%」，「20%」に応じた各評価値「8」、「2」の加算平均値「5」が評価値として付与される。

[0100] 他の見做し病変推定領域73についても同様である。

[0101] なお、これに限定されず、各見做し病変推定領域73（詳細には、見做し病変推定領域73のうち、学習済みモデル420によって病変推定領域71として検出されていない領域）に関しては、上述のようにして算出された値よりも更に低減された値（たとえば、半減された値）が評価値として算出されてもよい。たとえば、スライス画像L（j+1）の見做し病変推定領域73に対しては、上述のようにして算出された値「8」（図13参照）の半分の値「4」が評価値として算出されてもよい。また、スライス画像L（j-1）の見做し病変推定領域73に対しては、上述のようにして算出された値「5」の半分の値「2.5」が評価値として算出されてもよい。

[0102] そして、コントローラ31は、複数のスライス画像群Giの統合の際に、対応するボクセルごとに当該評価値を加算する。換言すれば、コントローラ31は、各ボクセルに関して、N個のスライス画像群Giのそれぞれに関する評価値を加算して統合した統合信頼度を算出する。統合信頼度は、たとえば、N=9の場合、9個のスライス画像群G1～G9に関する評価値（「1」～「10」）の加算値（合計値）として算出される。この結果、各ボクセルには、「1」～「90」のいずれかの評価値が付与される。なお、統合信頼度は、N個のスライス画像群のそれぞれに関する評価値の加算値（合計値

）自体であってもよいが、これに限定されず、当該加算値の平均値（加算平均値）等であってもよい。

[0103] さらに、コントローラ 31 は、統合病変候補空間 87 内の複数のボクセルのうち、所定レベルよりも高い統合信頼度を有するボクセルを病変領域として判定する。たとえば、評価値「70」以上の統合信頼度を有するボクセルが病変領域として判定される。

[0104] 以上のような態様によれば、統合病変候補空間内の複数のボクセルのうち、所定レベルよりも高い統合信頼度を有するボクセルが病変領域として判定される。したがって、病変領域の誤検出（過検出）を良好に抑制することが可能である。

[0105] <3. 変形例等>

以上、この発明の実施の形態について説明したが、この発明は上記説明した内容のものに限定されるものではない。

[0106] <ステップ S38 等>

たとえば、上記各実施形態においては、ステップ S38 において、ユーザによって指定されたスライス画像群 G_i がステップ S37 の直後に表示されているが、これに限定されない。

[0107] 具体的には、スライス画像群 G_i ごとの評価値 V_i （画像群選択用の評価値）に基づき決定されたスライス画像群が、ステップ S37 の直後に自動的に表示されてもよい。より詳細には、当該スライス画像群内の病変領域がバウンディングボックス 51 等によって包囲されて表示されてもよい。評価値 V_i は、各スライス画像群 G_i における病変推定領域 71 に対して学習済みモデル 420 によって算出された信頼度等に基づいて算出されればよい。高い信頼度を有する病変推定領域 71 を（多く）含む断面（高信頼度を有する断面方向）でスライスされた第 i スライス画像群 G_i を用いて骨折領域（病変領域）が表示されることによれば、当該骨折部位が適切に（見易く）表示される可能性を高めることができる。

[0108] より詳細には、第 2 実施形態に係るステップ S38（図 5 および図 14 参

照)において、コントローラ31は、まず、ステップS51の処理を実行する。なお、図14は、変形例に係るステップS38(S38Cとも称する)の処理を示すフローチャートである。

[0109] ステップS51において、コントローラ31は、各スライス画像群 G_i における病変推定領域71に対して学習済みモデル420によって算出された信頼度に基づき、スライス画像群 G_i ごとの評価値 V_i (たとえば、図15の $V_1 \sim V_9$ 参照)をそれぞれ算出する。図15は、各スライス画像群 G_i の評価値 V_i が算出される様子を示す概念図である。なお、図15では、病変推定領域71の集合空間81は更に簡略化されて示されている(集合空間81内の欠落した病変推定領域71の図示が省略されている)。

[0110] スライス画像群 G_i ごとの評価値 V_i は、表示対象の画像群を選択するための評価値(画像群選択用の評価値)である。評価値 V_i は、表示されるべき断面方向を選択するための評価値でもあることから、方向評価値とも称される。評価値 V_i は、たとえば、スライス画像群 G_i 内の複数の病変推定領域71に対して付与された複数の信頼度の平均値として算出されればよい。あるいは、評価値 V_i は、スライス画像群 G_i 内の複数の病変推定領域71に対して付与された複数の信頼度のうちの最高値(最大値)として算出されてもよい。

[0111] 次のステップS52において、コントローラ31は、複数の評価値 V_i (図15の $V_1 \sim V_9$)に基づき、利用すべきスライス画像群 G_i (表示対象のスライス画像群 G_i)を決定する。たとえば、 N 個のスライス画像群 G_i のうち、最も高い評価値 V_i を有するスライス画像群が、利用すべきスライス画像群 G_i として決定される。

[0112] そして、ステップS53において、コントローラ31は、決定されたスライス画像群 G_i (詳細には、当該スライス画像群 G_i に関する2次元スライス画像220(290))を用いて、病変領域を表示部35bに表示する。

[0113] このように、評価値 V_i (画像群選択用の評価値)に基づき決定されたスライス画像群がステップS37の直後に自動的に表示されることによれば、

骨折部位が適切に（見易く）表示される可能性を高めることができる。

[0114] なお、上記の評価値 V_i は、スライス画像群 G_i 内の複数の病変推定領域 71 のうち、所定の閾値（たとえば、80%）以上の信頼度を有する病変推定領域 71 の個数として算出されてもよい。

[0115] あるいは、各スライス画像群 G_i において、病変推定領域 71 を含むスライス画像（特定スライス画像とも称する）の個数（枚数）自体が評価値 V_i として算出されてもよい。換言すれば、 N 個のスライス画像群 G_i のそれぞれにおいて、特定スライス画像（学習済みモデル 420 によって病変領域として推定された病変推定領域 71 を含むスライス画像）の数が算出されてもよい。そして、 N 個のスライス画像群のうち、最も多数の特定スライス画像を有するスライス画像群 G_i （最も高い評価値 V_i を有するスライス画像群）に関するスライス画像を用いて、病変領域が自動的に表示されてもよい。

[0116] また、上記においては、 N 個のスライス画像群 G_i のうち最も高い評価値 V_i を有するスライス画像群 G_i が表示対象のスライス画像群 G_i として決定されているが、これに限定されない。たとえば、予め定められたスライス画像群 G_i （たとえば、コロナル断面、アキシャル断面、サジタル断面に関する3つのスライス画像群 G_4 , G_5 , G_6 ）のうち最も高い評価値 V_i を有するスライス画像群 G_i が表示対象のスライス画像群 G_i として決定されてもよい。

[0117] <病変候補空間 85 等>

また、上記各実施形態等においては、 N 個のスライス画像群 G_i の全てに関して、膨張空間 83 が形成されるとともに当該膨張空間 83 に基づく病変候補空間 85 が形成されているが、これに限定されない。たとえば、一部のスライス画像群 G_i に関しては、膨張空間 83 が形成されず且つ病変推定領域 71 の集合空間 81 がそのまま病変候補空間 85 として求められても良い。

[0118] 詳細には、所定数のスライス画像群 G_i （予め定められたスライス画像群 G_i ）に関しては、膨張空間 83 が形成されず且つ病変推定領域 71 の集合

空間 8 1 がそのまま病変候補空間 8 5 として求められてもよい。一方、残余のスライス画像群 G_i （少なくとも 1 つのスライス画像群 G_i ）に関しては、膨張空間 8 3 が形成されるとともに当該膨張空間 8 3（詳細には膨張空間 8 3 A の集合空間 8 3 B）と病変推定領域 7 1 の集合空間 8 1 との論理和空間が病変候補空間 8 5 として求められてもよい。端的に言えば、膨張空間 8 3（詳細には膨張空間 8 3 A の集合空間 8 3 B）自体が病変候補空間 8 5 として求められてもよい。

[0119] 換言すれば、所定数のスライス画像群 G_i （予め定められた少なくとも 1 つのスライス画像群 G_i ）に関しては、膨張空間 8 3 が形成されるとともに当該膨張空間 8 3（詳細には膨張空間 8 3 A の集合空間 8 3 B）が病変候補空間 8 5 として求められてもよい。一方、残余のスライス画像群 G_i に関しては、膨張空間 8 3 が形成されず且つ病変推定領域 7 1 の集合空間 8 1 が病変候補空間 8 5 として求められてもよい。このように、N 個のスライス画像群のうち所定数のスライス画像群 G_i （予め定められた少なくとも 1 つのスライス画像群 G_i ）以外の残余のスライス画像群が存在する場合には、当該残余のスライス画像群のそれぞれにおいて病変領域として学習器によって推定された病変推定領域 7 1 の集合空間 8 1 が、そのスライス画像群に関する病変候補空間として形成されてもよい。なお、N 個のスライス画像群のうち所定数のスライス画像群 G_i 以外の当該残余のスライス画像群は存在しなくてもよい。すなわち、上述のように、N 個のスライス画像群 G_i の全てに関して、膨張空間 8 3 が形成されるとともに当該膨張空間 8 3 に基づく病変候補空間 8 5 が形成されてもよい。

[0120] あるいは、各スライス画像群 G_i にて膨張空間 8 3 を形成するか否かが、病変推定領域 7 1 の検出結果に応じて変更されてもよい。具体的には、或るスライス画像群 G_i において、連続する一連のスライス画像にて病変推定領域 7 1 が欠落することなく検出される場合（病変推定領域 7 1 が検出された全てのスライス画像 L_k が途中で欠落せずに連続している場合）、当該スライス画像群 G_i に関しては膨張空間 8 3 が形成されないようにしてもよい。

[0121] <膨張空間 8 3 等>

また、上記各実施形態等においては、各スライス画像群 G_i において、全ての病変推定領域 7 1（学習済みモデル 4 2 0（学習器）によって病変領域として推定された全ての領域）をそれぞれ膨張させて膨張空間 8 3 が形成されている。換言すれば、各スライス画像群 G_i において、全てのスライス画像 L_k に関する膨張空間（病変推定領域 7 1 が検出された全てのスライス画像 L_k のそれぞれを膨張元とする個別の膨張空間 8 3 A の論理和空間）が、第 i スライス画像群 G_i に関する膨張空間 8 3（8 3 B）として求められている。しかしながら、本発明はこれに限定されない。

[0122] 具体的には、或るスライス画像群 G_i においては、全てのスライス画像 L_k のうちの一部のスライス画像 L_k のみに関する膨張空間 8 3 A の論理和空間（集合空間）が、スライス画像群 G_i に関する膨張空間 8 3（8 3 B）として求められてもよい。そして、当該膨張空間 8 3 B と病変推定領域 7 1 の集合空間 8 1 との論理和空間が病変候補空間 8 5 として形成されてもよい。換言すれば、全てのスライス画像 L_k のうちの少なくとも 1 つのスライス画像に関する膨張空間 8 3 A と病変推定領域 7 1 の集合空間 8 1 との論理和空間が病変候補空間 8 5 として形成されてもよい。

[0123] たとえば、或るスライス画像群 G_i においては、当該スライス画像群 G_i の各スライス画像（2 以上のスライス画像）において病変領域として推定された全ての病変推定領域 7 1（2 以上の病変推定領域 7 1）のうち、その信頼度が所定の閾値以上の値として学習済みモデル 4 2 0 によって算出された病変推定領域 7 1 のみを、そのスライス画像の法線近傍方向に仮想的に膨張させて膨張空間 8 3 が形成されてもよい。

[0124] より詳細には、その信頼度が所定の閾値（たとえば、40%）以上の値として学習済みモデル 4 2 0 によって算出された病変推定領域 7 1（スライス画像 L_j , $L(j+2)$ （図 1 3）の病変推定領域 7 1）を、そのスライス画像の法線近傍方向に仮想的に膨張させて（個別の）膨張空間 8 3 A が形成されてもよい。一方、その信頼度が所定の閾値（たとえば、40%）未満の

値として学習済みモデル420によって算出された病変推定領域71（スライス画像 $L(j-2)$ の病変推定領域71）に基づく（個別の）膨張空間83Aは形成されなくてもよい。そして、スライス画像 L_j 、 $L(j+2)$ の各病変推定領域71に基づく各膨張空間83A（ひいては集合空間83B）と病変推定領域71の集合空間81との論理和空間が病変候補空間85として形成されてもよい。

[0125] あるいは、スライス画像 L_j 、 $L(j+2)$ のうちの一のスライス画像で検出された一の病変推定領域71のみに基づく一の膨張空間83A（83Bでもある）が形成され、当該一の膨張空間83Aと病変推定領域71の集合空間81との論理和空間が病変候補空間85として形成されてもよい。

[0126] このように、膨張空間83（83A、83B）は、スライス画像群 G_i の各スライス画像（詳細には、少なくとも1つのスライス画像）において病変領域として学習器によって推定された病変推定領域（詳細には、少なくとも1つの病変推定領域）を法線近傍方向に仮想的に膨張させて形成されればよい。そして、形成された膨張空間83（詳細には、少なくとも1つの膨張空間83A）と病変推定領域71の集合空間81との論理和空間が病変候補空間85として形成されればよい。

[0127] なお、その信頼度が所定の閾値未満の値として学習済みモデル420によって算出された病変推定領域71（スライス画像 $L(j-2)$ の病変推定領域71等）は、病変推定領域71の集合空間81からも除外されてもよい。換言すれば、一定程度以下の信頼度を有する病変推定領域71は、病変推定領域71ではないと見做されてもよい。

[0128] <膨張空間83の膨張手法>

また、上記各実施形態等においては、膨張空間83（83A）は、病変推定領域71の大きさを維持しつつ病変推定領域71を法線近傍方向に膨張させて形成されている。しかしながら、本発明はこれに限定されない。たとえば、膨張空間83（83A）は、病変推定領域71を、法線近傍方向に垂直な方向（詳細には、法線近傍方向に垂直な面内の全方向）に（法線近傍方向

に垂直な面内にて）徐々に拡張（拡大）しつつ法線近傍方向に膨張させて形成されてもよい。換言すれば、膨張空間 83（83A）は、病変推定領域 71 を（その面積を）徐々に拡大しつつ法線近傍方向に膨張させて形成されてもよい。

[0129] 図 16 は、このような変形例を示す図である。図 7 と比較すると判るように、スライス画像 $L(k+1)$ における見做し病変推定領域 73 は、スライス画像 $L(k)$ の病変推定領域 71（見做し病変推定領域 73）よりも一回り大きい。また、スライス画像 $L(k+2)$ における見做し病変推定領域 73 は、スライス画像 $L(k+1)$ の見做し病変推定領域 73 よりも一回り大きい。たとえば、スライス画像 $L(k+1)$ の見做し病変推定領域 73、およびスライス画像 $L(k+2)$ の見做し病変推定領域 73 は、病変推定領域 71 を所定割合（20%）ずつ徐々に拡大した大きさを有している。また、スライス画像 $L(k-1)$ の見做し病変推定領域 73、およびスライス画像 $L(k-2)$ の見做し病変推定領域 73 も、病変推定領域 71 を所定割合（20%）ずつ徐々に拡大した大きさを有している。ここでは、各見做し病変推定領域 73 の中心位置（2次元位置）と病変推定領域 71 の中心位置とは同じである。

[0130] このように、膨張空間 83（83A）は、病変推定領域 71 の法線近傍方向において病変推定領域 71 を（逆）四角錐台形状に膨張させた空間として形成されてもよい。拡大された（大きめの）見做し病変推定領域 73 を設定することによれば、法線近傍方向においてスライス画像 $L(k)$ から離れることに起因する 2次元位置変化（骨折部位の 2次元平面内での位置変化）を許容した膨張空間 83 が形成され得る。

[0131] <複数の骨折部位に対する処理>

上記各実施形態等においては、骨折部位が 1箇所である場合について主に説明しているが、骨折部位が複数箇所存在する場合にも上記と同様の思想を適用することが可能である。この場合、ステップ S33 では、各スライス画像群 G_i において複数の病変候補空間 85 が形成され、ステップ S36 では

複数の統合病変候補空間 8 7 が形成される。各スライス画像群 G_i 内の複数の病変候補空間 8 5、および複数の統合病変候補空間 8 7 は、それぞれ、複数の骨折部位に対応する空間として形成される。これらの各空間 8 5, 8 7 (特に統合病変候補空間 8 7) に対してラベリングを行うことによって、複数の骨折部位 (病変部位) を互いに区別して管理することが可能である。

[0132] 図 1 7 は、このようなラベリング等を示す概念図である。図 1 7 においては、ステップ S 3 6 で形成された複数の統合病変候補空間 8 7 のうちの一の統合病変候補空間 8 7 に対して「ラベル E 1」が付され、他の一の統合病変候補空間 8 7 に対して「ラベル E 2」が付されている。なお、図 1 7 においては、図示の簡略化のため、一のスライス画像群 G_i において形成された複数の病変候補空間 8 5 のみが図示され、他のスライス画像群 G_i の図示を省略している。

符号の説明

- [0133]
- 1 0 画像処理システム
 - 2 0 スライス画像生成装置
 - 3 0 画像処理装置
 - 5 1 バウンディングボックス
 - 7 1 病変推定領域
 - 7 3 見做し病変推定領域
 - 8 0 立体モデル
 - 8 1 病変推定領域の集合空間
 - 8 3, 8 3 A, 8 3 B 膨張空間
 - 8 5 病変候補空間
 - 8 7 統合病変候補空間
 - 8 9 統合病変空間
 - 2 1 0 2 次元スライス画像群
 - 2 2 0, 2 4 0, 2 5 0, 2 9 0 2 次元スライス画像
 - 4 2 0 学習済みモデル

G i , G 1 ~ G 9 スライス画像群

L j , L k スライス画像

請求の範囲

[請求項1]

複数のスライス画像群を処理する制御部、
を備え、

前記複数のスライス画像群は、それぞれ、画像群ごとの固有の法線方向を有する断面で被検体をスライスした複数のスライス画像を有し、

前記制御部は、

第 i スライス画像群（ただし、 $i = 1, \dots, N$ ； N は2以上の自然数である）において病変領域として学習器によって推定された病変推定領域の集合空間を、前記第 i スライス画像群に関する病変候補空間として形成し、

N 個のスライス画像群のうち少なくとも1つのスライス画像群に関しては、当該少なくとも1つのスライス画像群の各スライス画像において病変領域として学習器によって推定された病変推定領域を、前記各スライス画像の法線方向に対して所定角度以内の方向である法線近傍方向に仮想的に膨張させた膨張空間を形成するとともに、当該膨張空間と前記病変推定領域の集合空間との論理和空間を前記病変候補空間として形成し、

N 個の病変候補空間を統合して統合病変候補空間を形成することを特徴とする画像処理装置。

[請求項2]

前記制御部は、

前記 N 個のスライス画像群のそれぞれに関して、前記病変候補空間内の前記病変推定領域に対して前記学習器によって算出された信頼度に基づく評価値を、前記被検体の立体モデルにおけるボクセルごとに算出し、

各ボクセルに関して、前記 N 個のスライス画像群のそれぞれに関する前記評価値を加算して統合した統合信頼度を算出し、

前記統合病変候補空間内の複数のボクセルのうち、所定レベルよ

りも高い統合信頼度を有するボクセルを病変領域として判定することを特徴とする、請求項 1 に記載の画像処理装置。

[請求項3] 前記制御部は、前記少なくとも 1 つのスライス画像群の前記膨張空間内のボクセルに関しては、前記膨張空間に対応する前記病変推定領域に対して算出された信頼度に基づいて前記評価値を算出することを特徴とする、請求項 2 に記載の画像処理装置。

[請求項4] 前記制御部は、前記統合病変候補空間内の複数のボクセルのうち、N 個未満の所定数よりも多数の病変候補空間に属するボクセルを病変領域として判定することを特徴とする、請求項 1 に記載の画像処理装置。

[請求項5] 前記制御部は、
各スライス画像群における前記病変推定領域に対して前記学習器によって算出された信頼度に基づき、スライス画像群ごとの評価値を算出し、

当該評価値に基づき決定されたスライス画像群を用いて前記病変領域を表示することを特徴とする、請求項 1 から請求項 4 のいずれかに記載の画像処理装置。

[請求項6] 前記制御部は、
前記 N 個のスライス画像群のそれぞれにおいて、前記学習器によって病変領域として推定された病変推定領域を含むスライス画像である特定スライス画像の数を算出し、

前記 N 個のスライス画像群のうち、最も多数の特定スライス画像を有するスライス画像群に関するスライス画像を用いて、前記病変領域を表示することを特徴とする、請求項 1 から請求項 4 のいずれかに記載の画像処理装置。

[請求項7] 前記制御部は、前記少なくとも 1 つのスライス画像群においては、当該少なくとも 1 つのスライス画像群の各スライス画像において病変領域として推定された病変推定領域のうち、その信頼度が所定の閾値

以上の値として前記学習器によって算出された病変推定領域のみを、前記法線近傍方向に仮想的に膨張させて前記膨張空間を形成することを特徴とする、請求項 1 から請求項 6 のいずれかに記載の画像処理装置。

[請求項8] 前記膨張空間は、前記病変推定領域の大きさを維持しつつ前記病変推定領域を前記法線近傍方向に膨張させて形成されることを特徴とする、請求項 1 から請求項 7 のいずれかに記載の画像処理装置。

[請求項9] 前記膨張空間は、前記法線近傍方向に垂直な方向に前記病変推定領域を徐々に拡大しつつ前記病変推定領域を前記法線近傍方向に膨張させて形成されることを特徴とする、請求項 1 から請求項 7 のいずれかに記載の画像処理装置。

[請求項10] 前記 N 個のスライス画像群は、前記被検体の骨を撮像した画像を有し、
前記病変領域は、骨折領域であり、
前記制御部は、前記統合病変候補空間に基づいて骨折検知処理を実行することを特徴とする、請求項 1 から請求項 9 のいずれかに記載の画像処理装置。

[請求項11] 請求項 1 から請求項 10 のいずれかに記載の画像処理装置と、
前記 N 個の 2 次元スライス画像群を生成する画像生成装置と、
を備えることを特徴とする画像処理システム。

[請求項12] a) 画像群ごとの固有の法線方向を有する断面で被検体をスライスした複数のスライス画像を備えて構成される第 i スライス画像群（ただし、 $i = 1, \dots, N$ ； N は 2 以上の自然数である）において病変領域として学習器によって推定された病変推定領域の集合空間を、前記第 i スライス画像群に関する病変候補空間として形成するステップと、

b) N 個のスライス画像群のうち少なくとも 1 つのスライス画像群に関しては、当該少なくとも 1 つのスライス画像群の各スライス画像

において病変領域として推定された病変推定領域を、前記各スライス画像の法線方向に対して所定角度以内の方向である法線近傍方向に仮想的に膨張させた膨張空間を形成するとともに、当該膨張空間と前記病変推定領域の集合空間との論理和空間を前記病変候補空間として形成するステップと、

c) N個の病変候補空間を統合して統合病変候補空間を形成するステップと、

をコンピュータに実行させるためのプログラム。

[請求項13]

a) 画像群ごとの固有の法線方向を有する断面で被検体をスライスした複数のスライス画像を備えて構成される第*i*スライス画像群（ただし、 $i = 1, \dots, N$ ；*N*は2以上の自然数である）において病変領域として学習器によって推定された病変推定領域の集合空間を、前記第*i*スライス画像群に関する病変候補空間として形成するステップと、

b) N個のスライス画像群のうち少なくとも1つのスライス画像群に関しては、当該少なくとも1つのスライス画像群の各スライス画像において病変領域として推定された病変推定領域を、前記各スライス画像の法線方向に対して所定角度以内の方向である法線近傍方向に仮想的に膨張させた膨張空間を形成するとともに、当該膨張空間と前記病変推定領域の集合空間との論理和空間を前記病変候補空間として形成するステップと、

c) N個の病変候補空間を統合して統合病変候補空間を形成するステップと、

を備えることを特徴とする、画像処理方法。

[請求項14]

複数のスライス画像群を処理する制御部、
を備え、

前記複数のスライス画像群は、それぞれ、画像群ごとの固有の法線方向を有する断面で被検体をスライスした複数のスライス画像を有し

、

前記制御部は、

前記複数のスライス画像群のうち少なくとも1つのスライス画像群に関しては、当該少なくとも1つのスライス画像群の各スライス画像において病変領域として学習器によって推定された病変推定領域を、前記各スライス画像の法線方向に対して所定角度以内の方向である法線近傍方向に仮想的に膨張させた膨張空間を形成するとともに、当該膨張空間の集合空間をスライス画像群に関する病変候補空間として形成し、

前記複数のスライス画像群のうち前記少なくとも1つのスライス画像群以外の残余のスライス画像群が存在する場合には、当該残余のスライス画像群のそれぞれにおいて病変領域として学習器によって推定された病変推定領域の集合空間を、スライス画像群に関する病変候補空間として形成し、

スライス画像群ごとに形成された複数の病変候補空間を統合して統合病変候補空間を形成することを特徴とする画像処理装置。

[請求項15]

a) 画像群ごとの固有の法線方向を有する断面で被検体をスライスした複数のスライス画像をそれぞれ備えて構成される複数のスライス画像群のうち、少なくとも1つのスライス画像群に関しては、当該少なくとも1つのスライス画像群の各スライス画像において病変領域として推定された病変推定領域を、前記各スライス画像の法線方向に対して所定角度以内の方向である法線近傍方向に仮想的に膨張させた膨張空間を形成するとともに、当該膨張空間の集合空間をスライス画像群に関する病変候補空間として形成するステップと、

b) 前記複数のスライス画像群のうち前記少なくとも1つのスライス画像群以外の残余のスライス画像群が存在する場合には、当該残余のスライス画像群のそれぞれにおいて病変領域として学習器によって推定された病変推定領域の集合空間を、スライス画像群に関する病変

候補空間として形成するステップと、

c) スライス画像群ごとに形成された複数の病変候補空間を統合して統合病変候補空間を形成するステップと、

をコンピュータに実行させるためのプログラム。

[請求項16]

a) 画像群ごとの固有の法線方向を有する断面で被検体をスライスした複数のスライス画像をそれぞれ備えて構成される複数のスライス画像群のうち、少なくとも1つのスライス画像群に関しては、当該少なくとも1つのスライス画像群の各スライス画像において病変領域として推定された病変推定領域を、前記各スライス画像の法線方向に対して所定角度以内の方向である法線近傍方向に仮想的に膨張させた膨張空間を形成するとともに、当該膨張空間の集合空間をスライス画像群に関する病変候補空間として形成するステップと、

b) 前記複数のスライス画像群のうち前記少なくとも1つのスライス画像群以外の残余のスライス画像群が存在する場合には、当該残余のスライス画像群のそれぞれにおいて病変領域として学習器によって推定された病変推定領域の集合空間を、スライス画像群に関する病変候補空間として形成するステップと、

c) スライス画像群ごとに形成された複数の病変候補空間を統合して統合病変候補空間を形成するステップと、
を備えることを特徴とする画像処理方法。

[請求項17]

複数のスライス画像群を処理する制御部、
を備え、

前記複数のスライス画像群は、それぞれ、画像群ごとの固有の法線方向を有する断面で被検体をスライスした複数のスライス画像を有し、

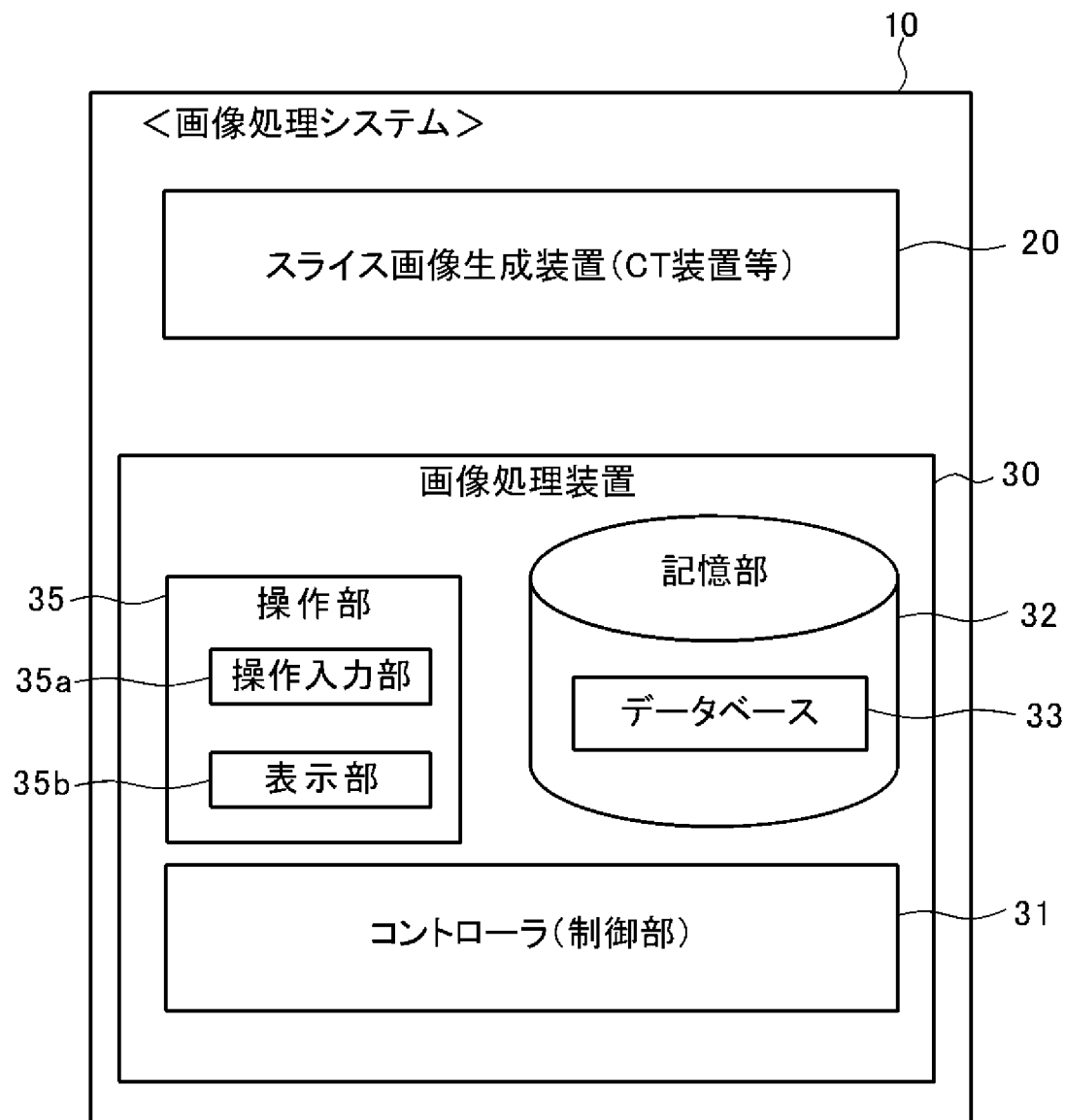
前記制御部は、

前記複数のスライス画像群のそれぞれに関して、そのスライス画像群の各スライス画像において病変領域として学習器によって推定さ

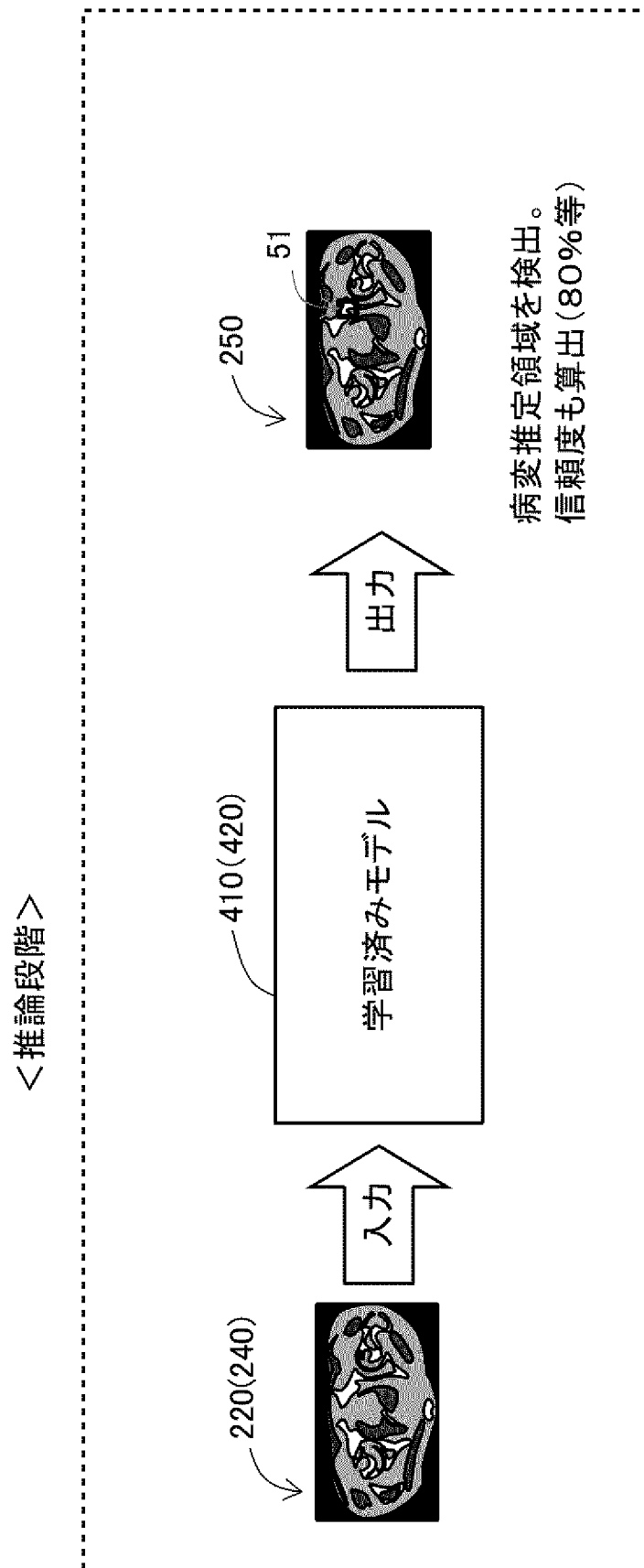
れた病変推定領域を、前記各スライス画像の法線方向に対して所定角度以内の方向である法線近傍方向に仮想的に膨張させた膨張空間を形成するとともに、当該膨張空間の集合空間をスライス画像群に関する病変候補空間として形成し、

スライス画像群ごとに形成された複数の病変候補空間を統合して統合病変候補空間を形成することを特徴とする画像処理装置。

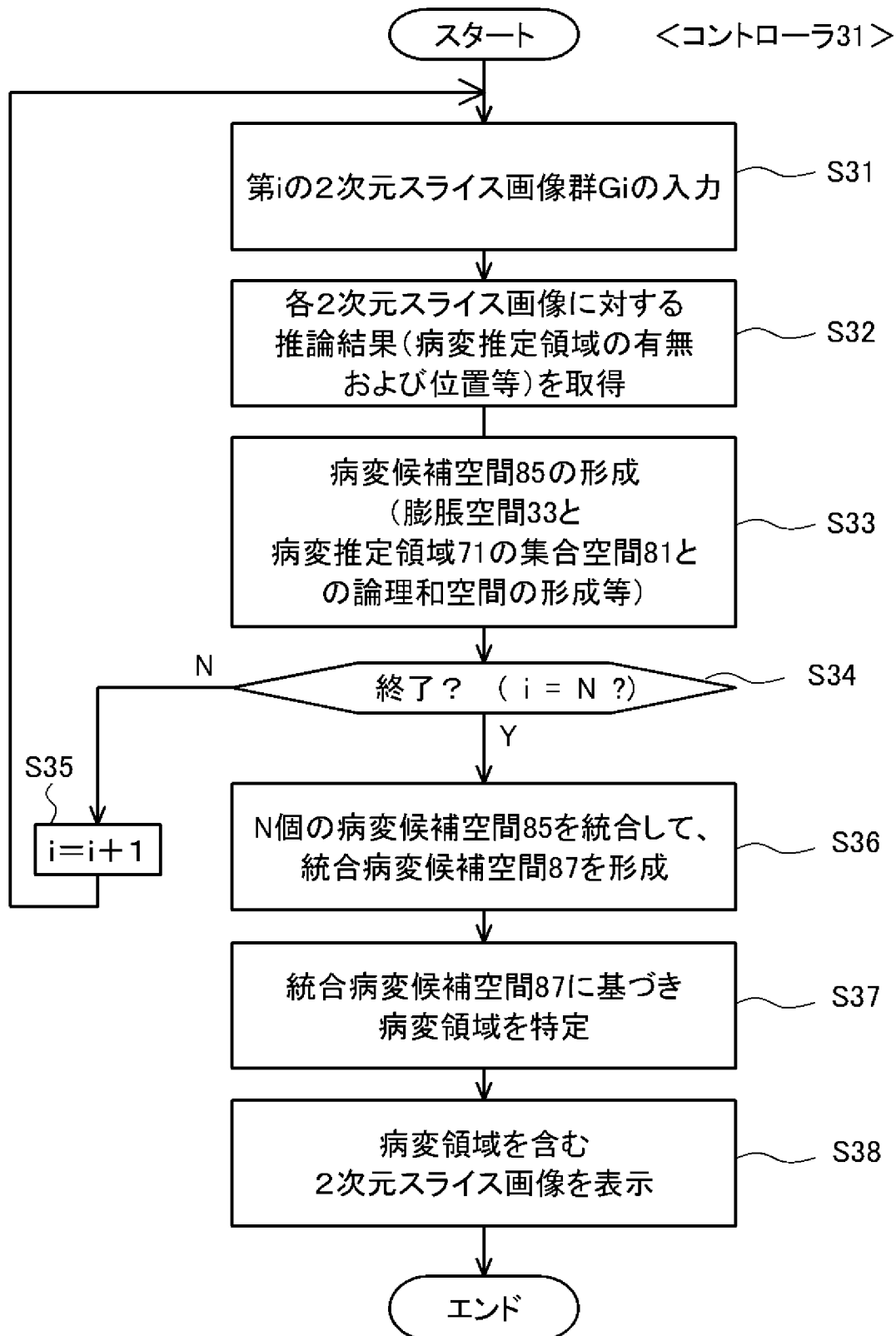
[図1]



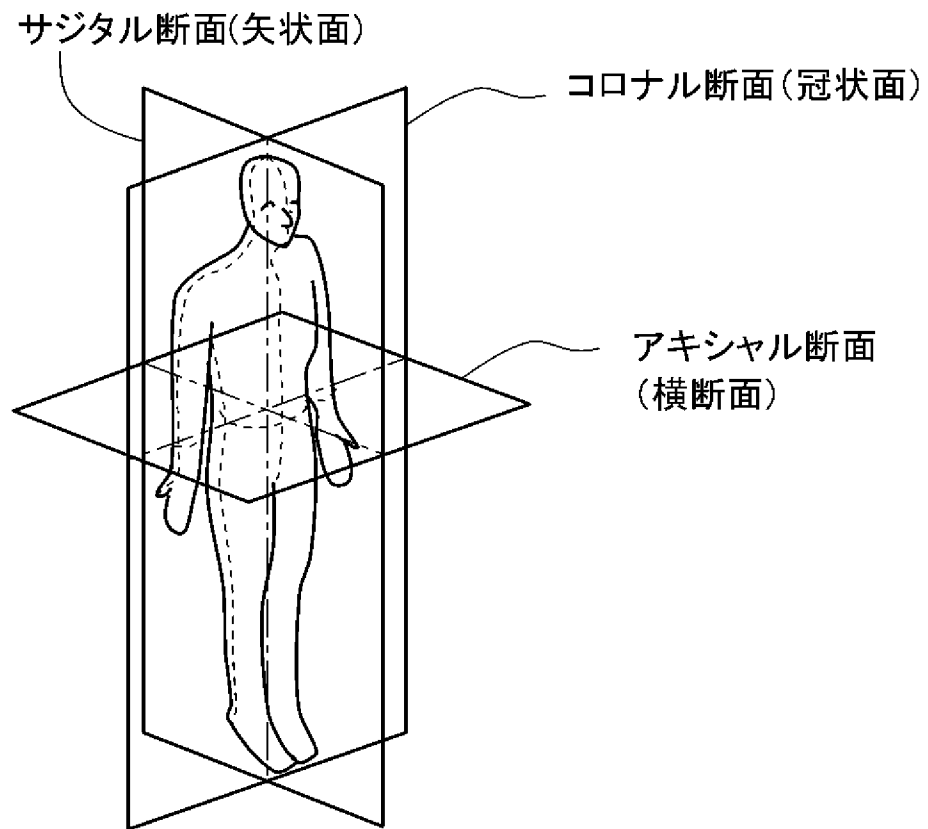
[図2]



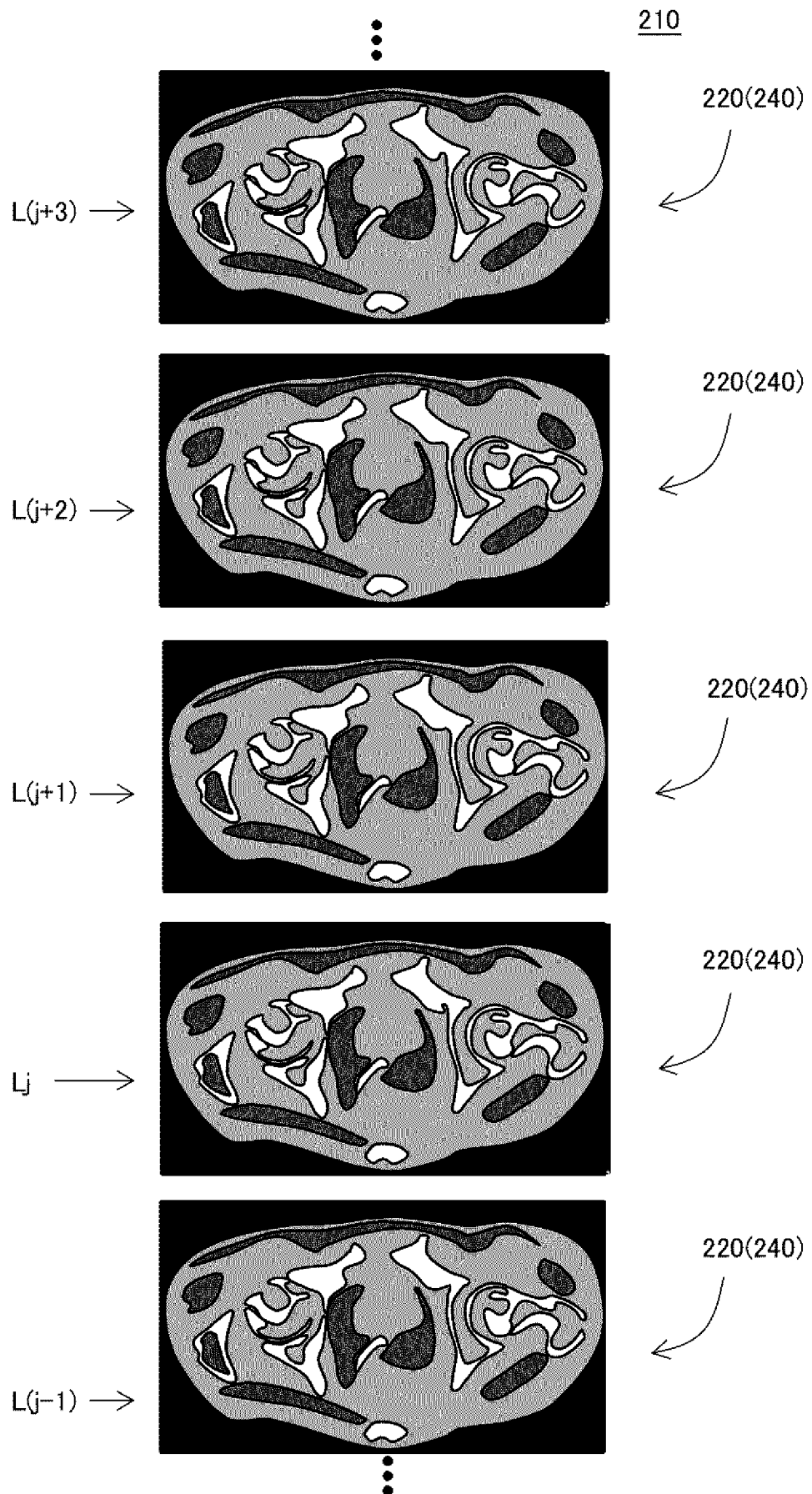
[図3]



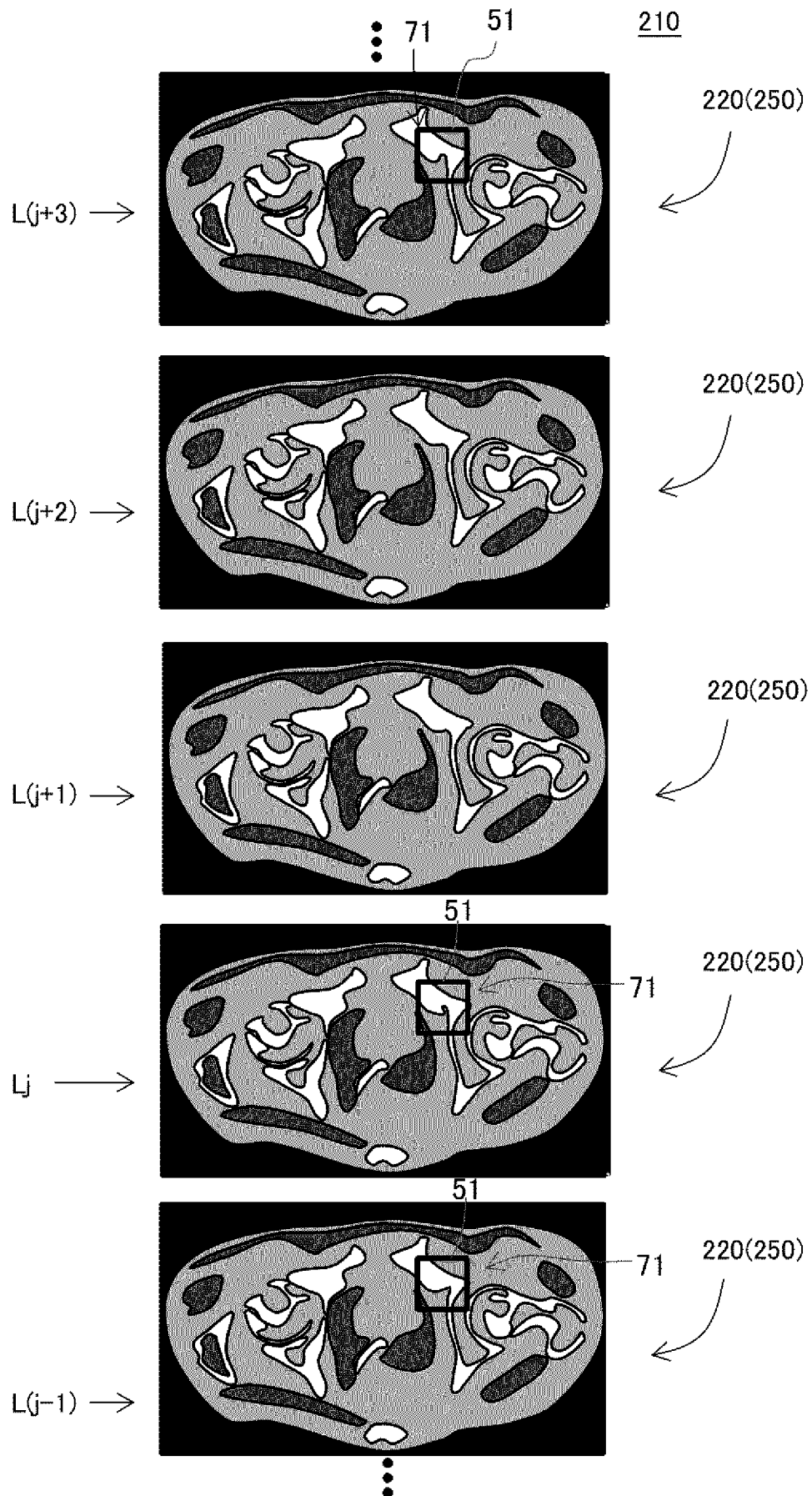
[図4]



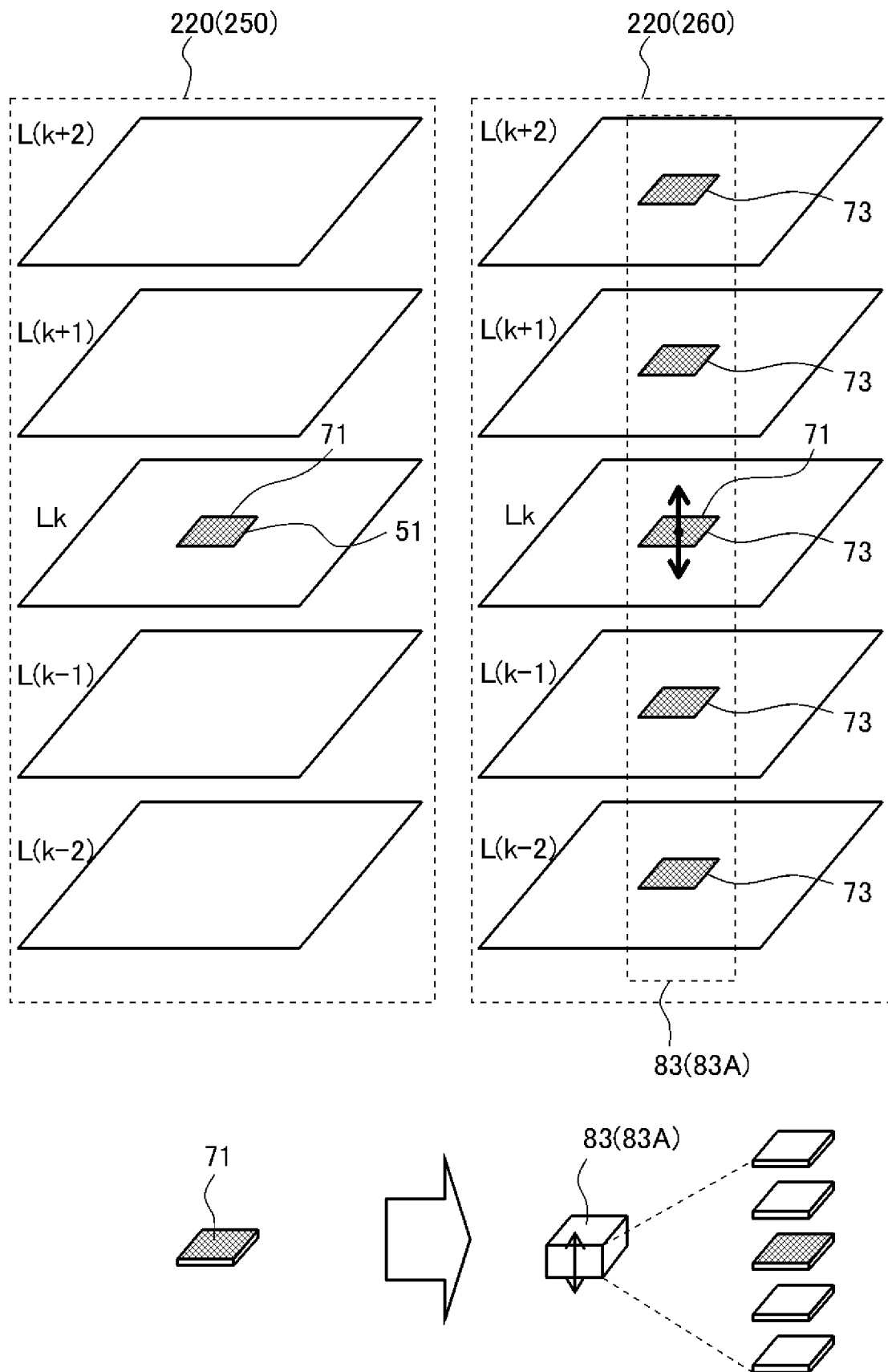
[図5]



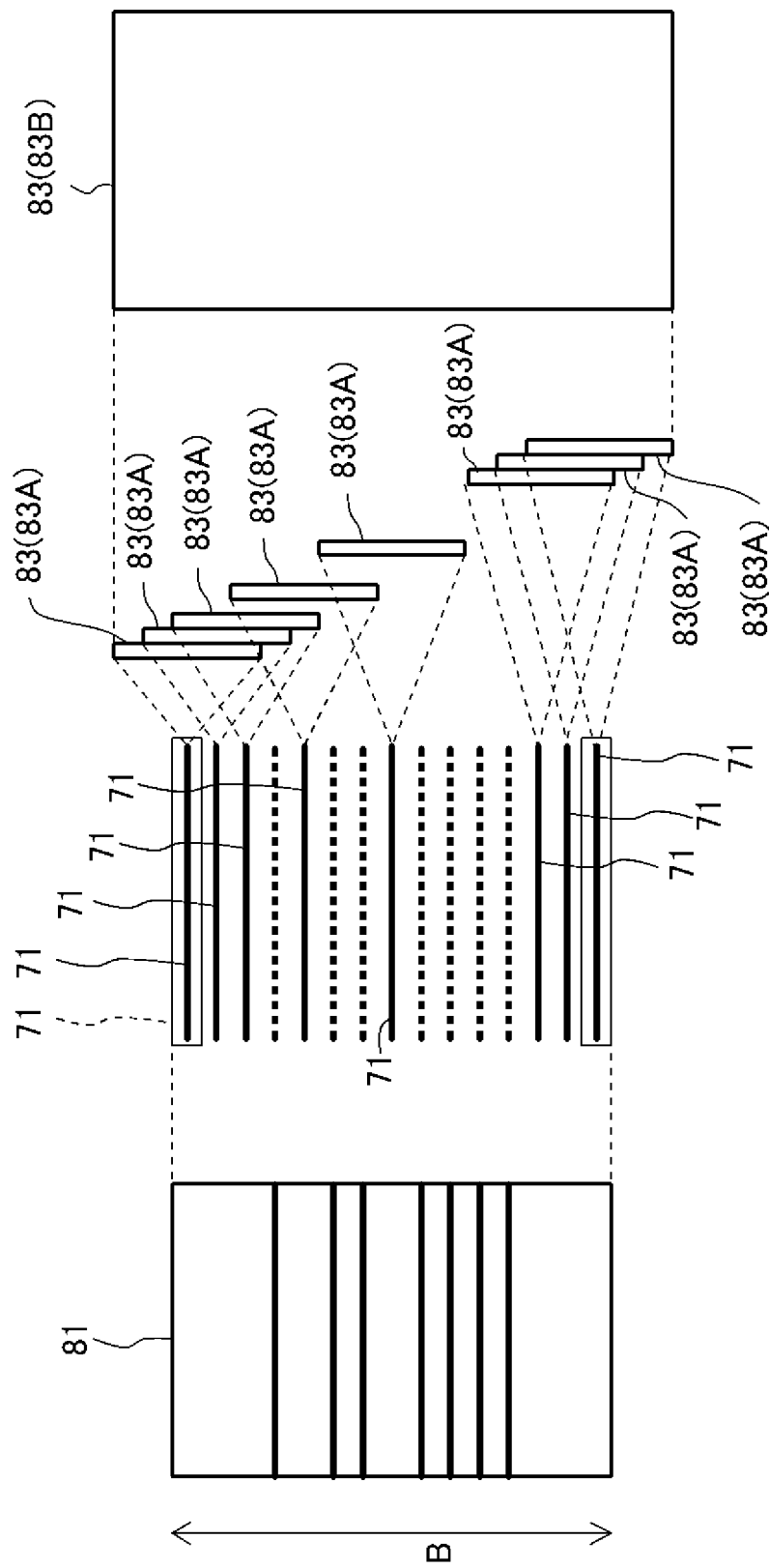
[図6]



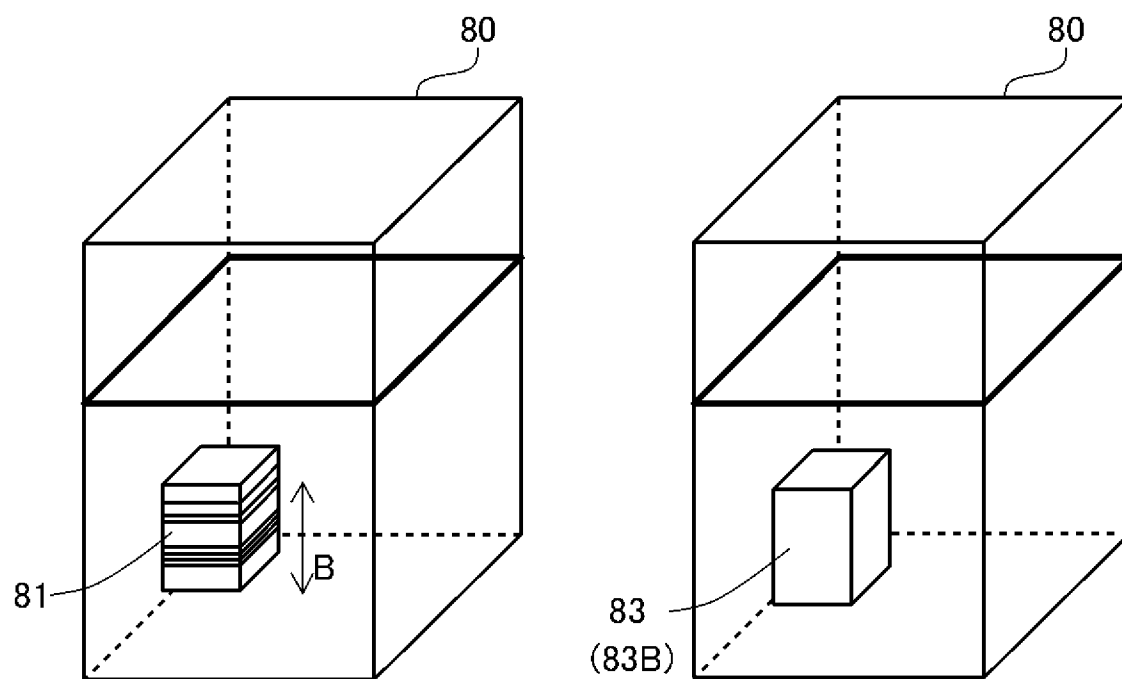
[図7]



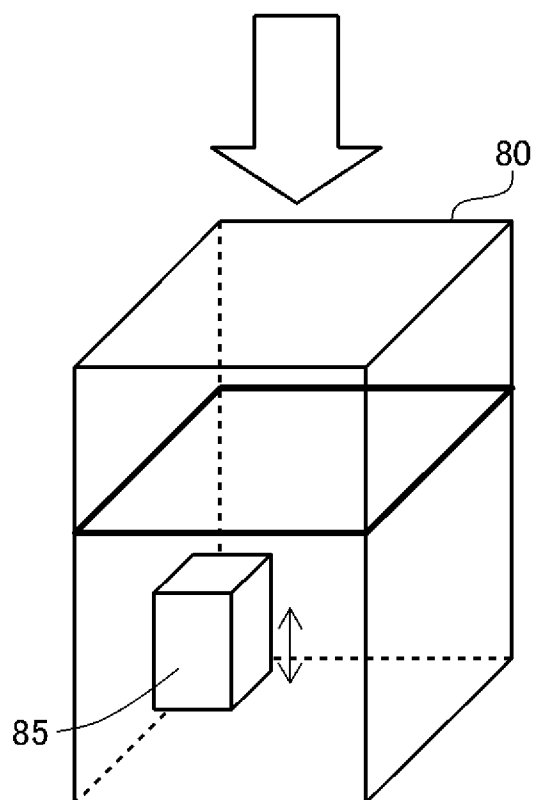
[図8]



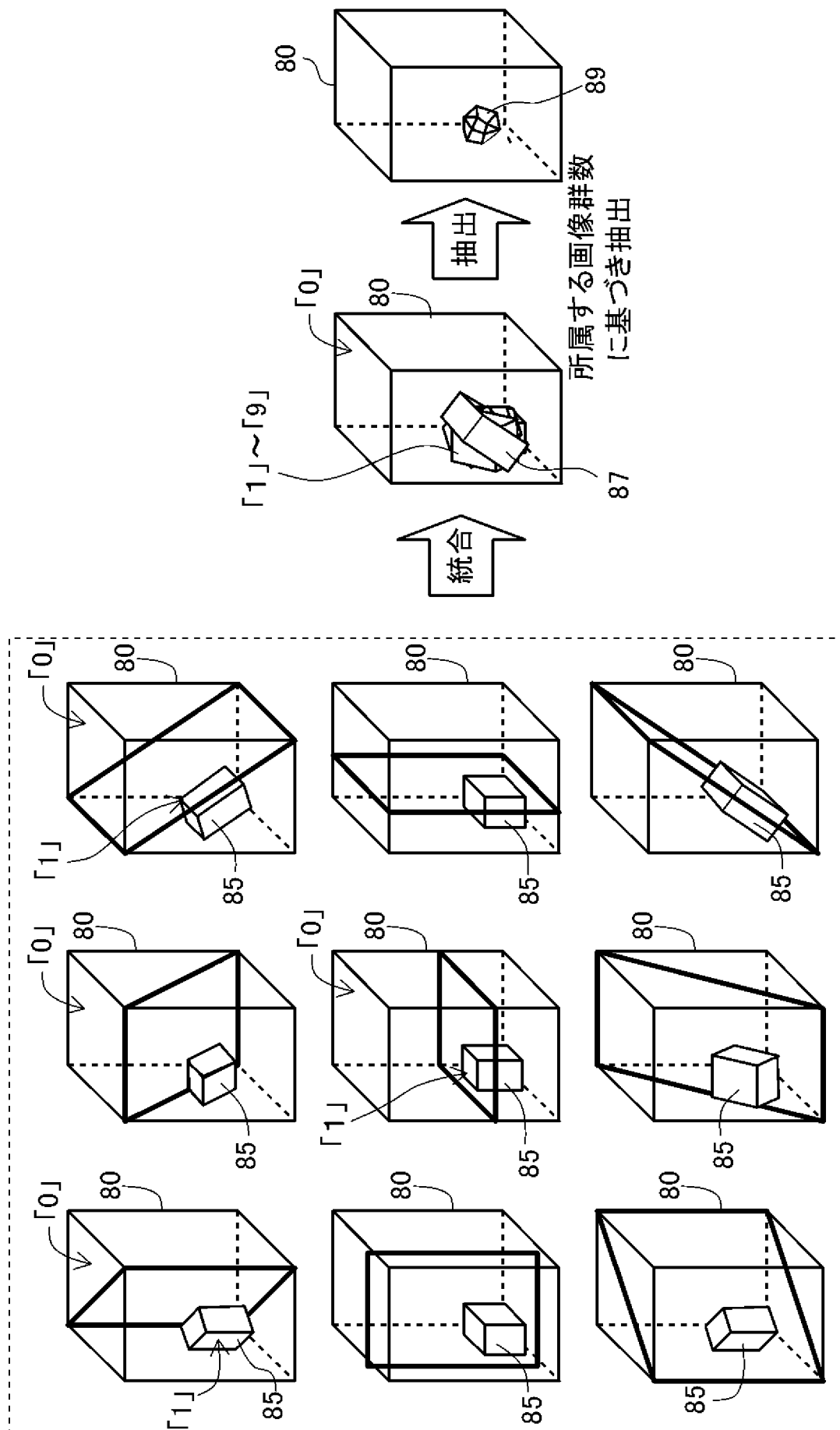
[図9]



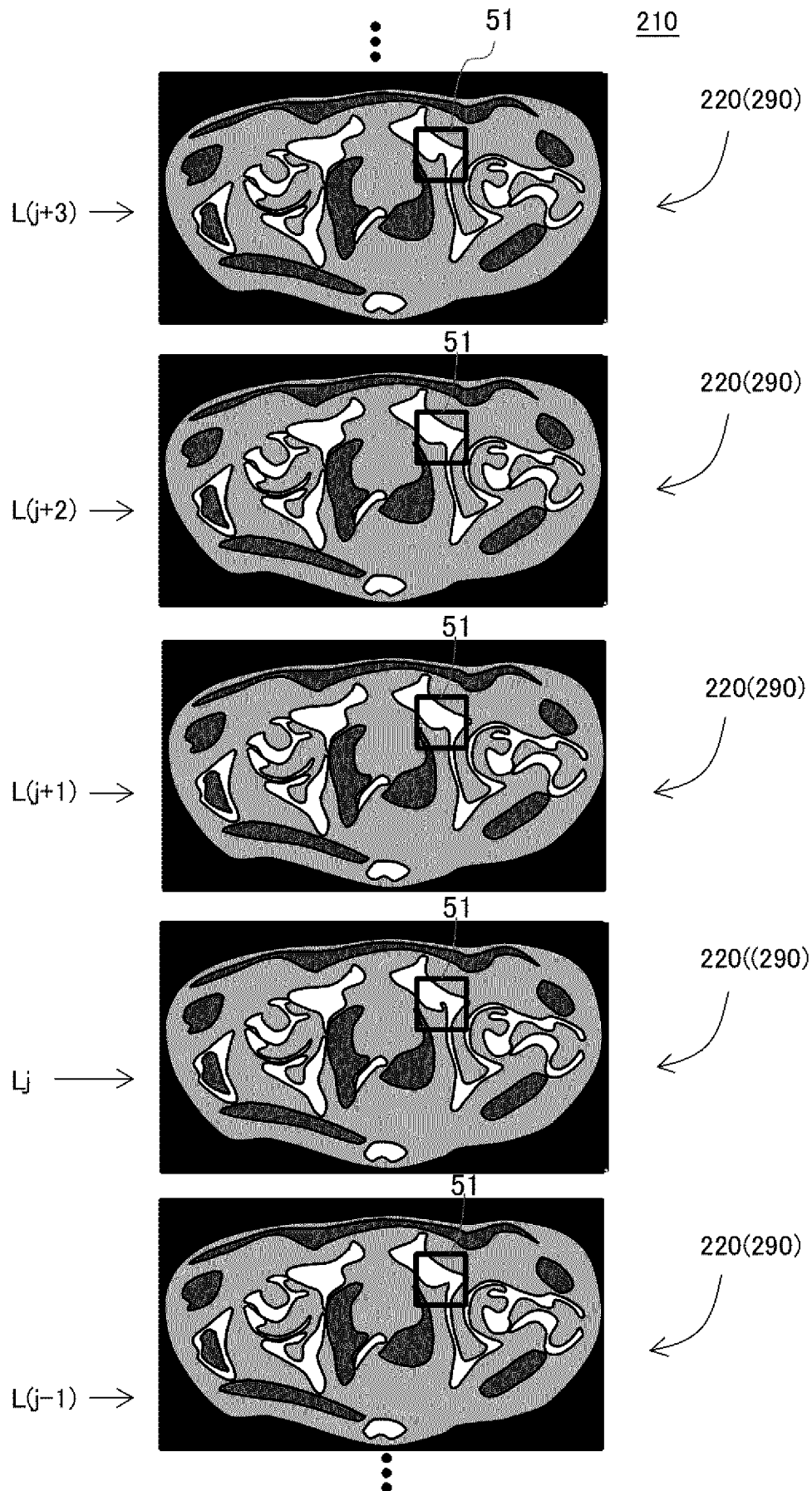
論理和



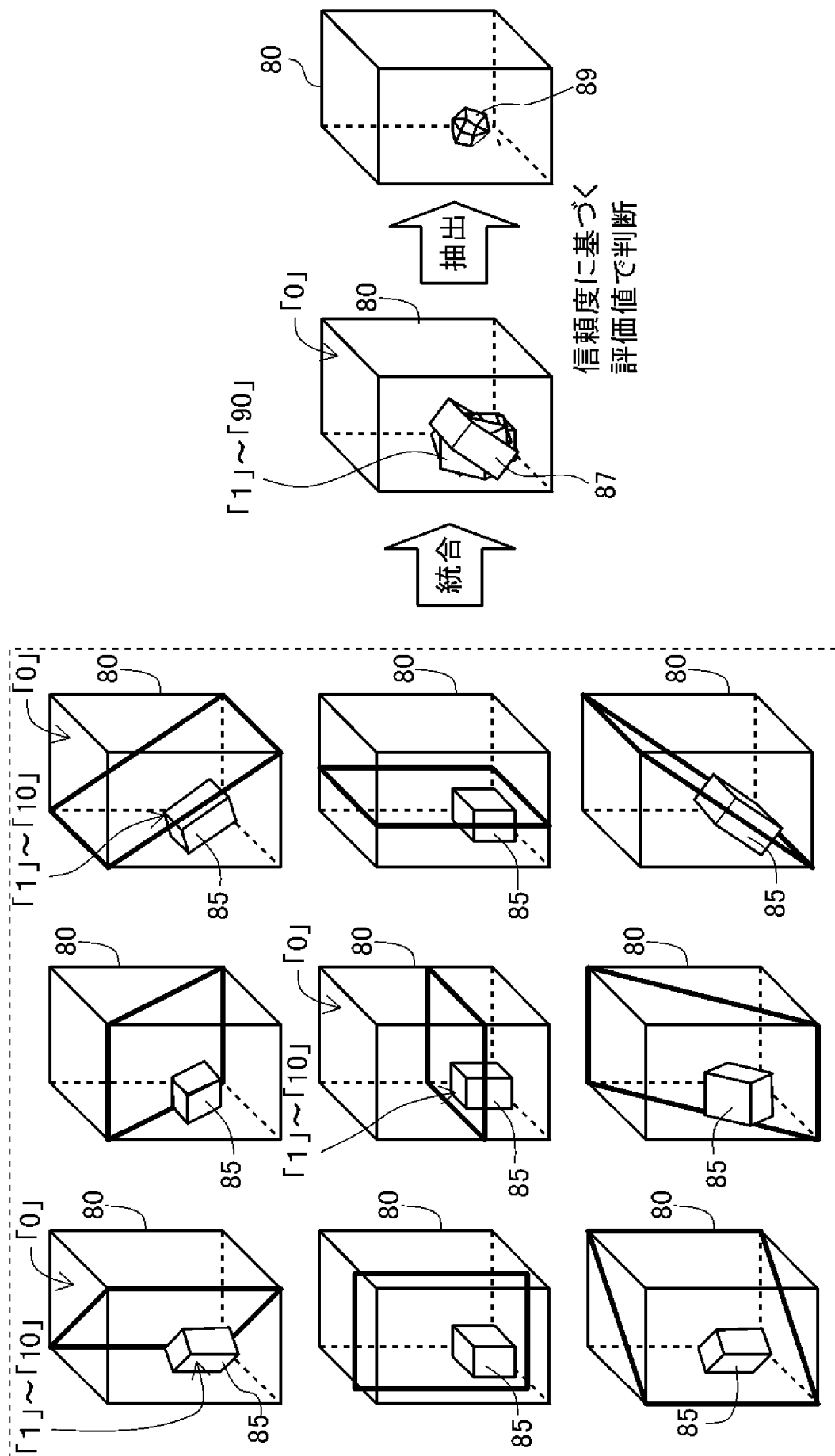
[図10]



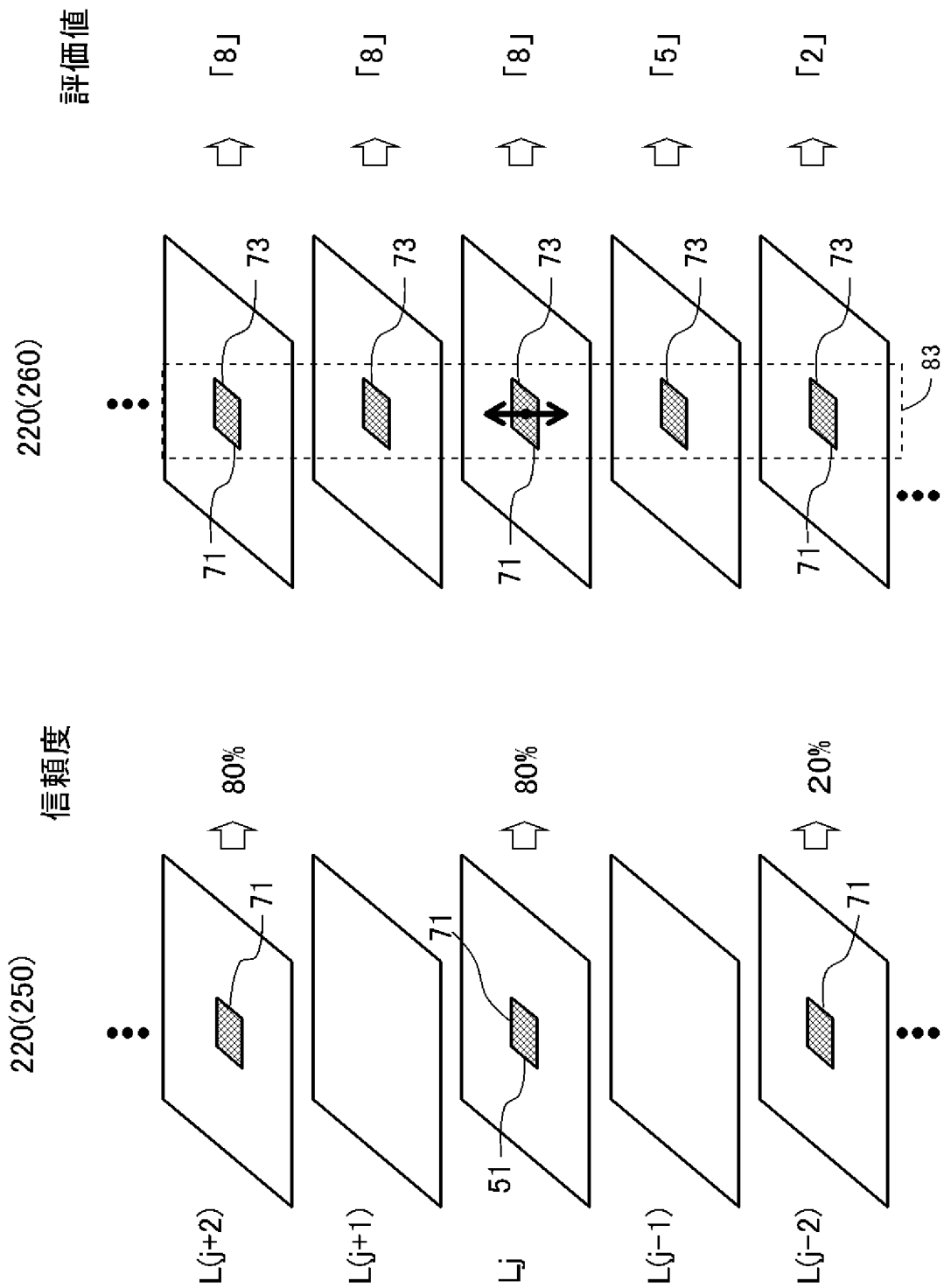
[図11]



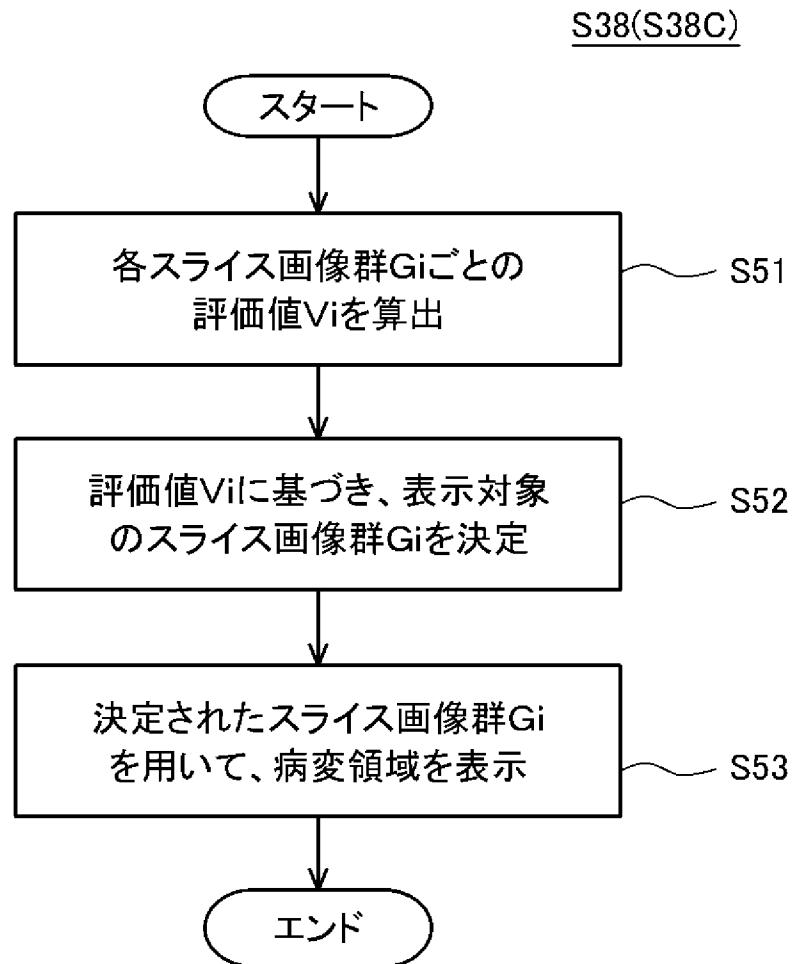
[図12]



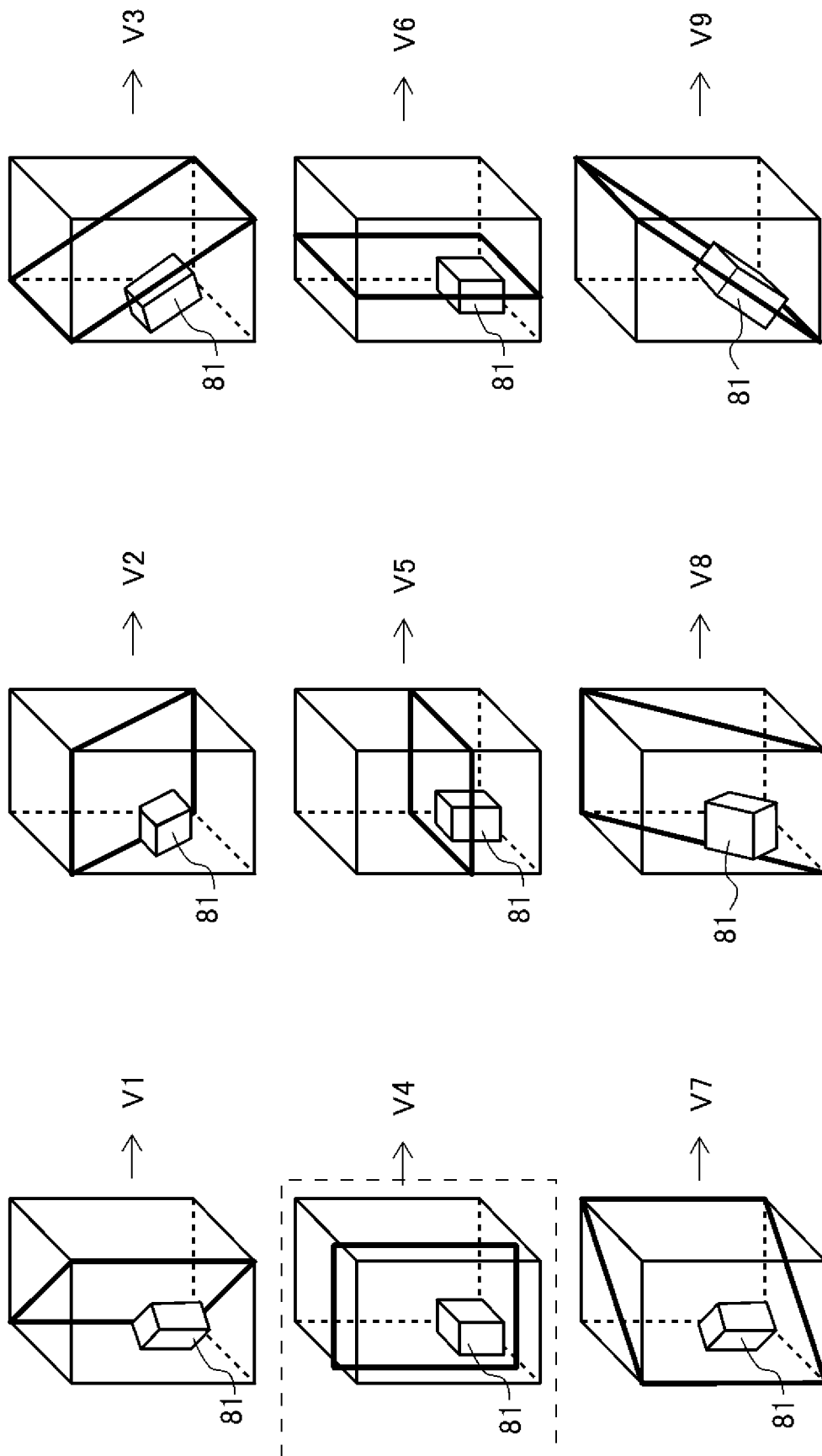
[図13]



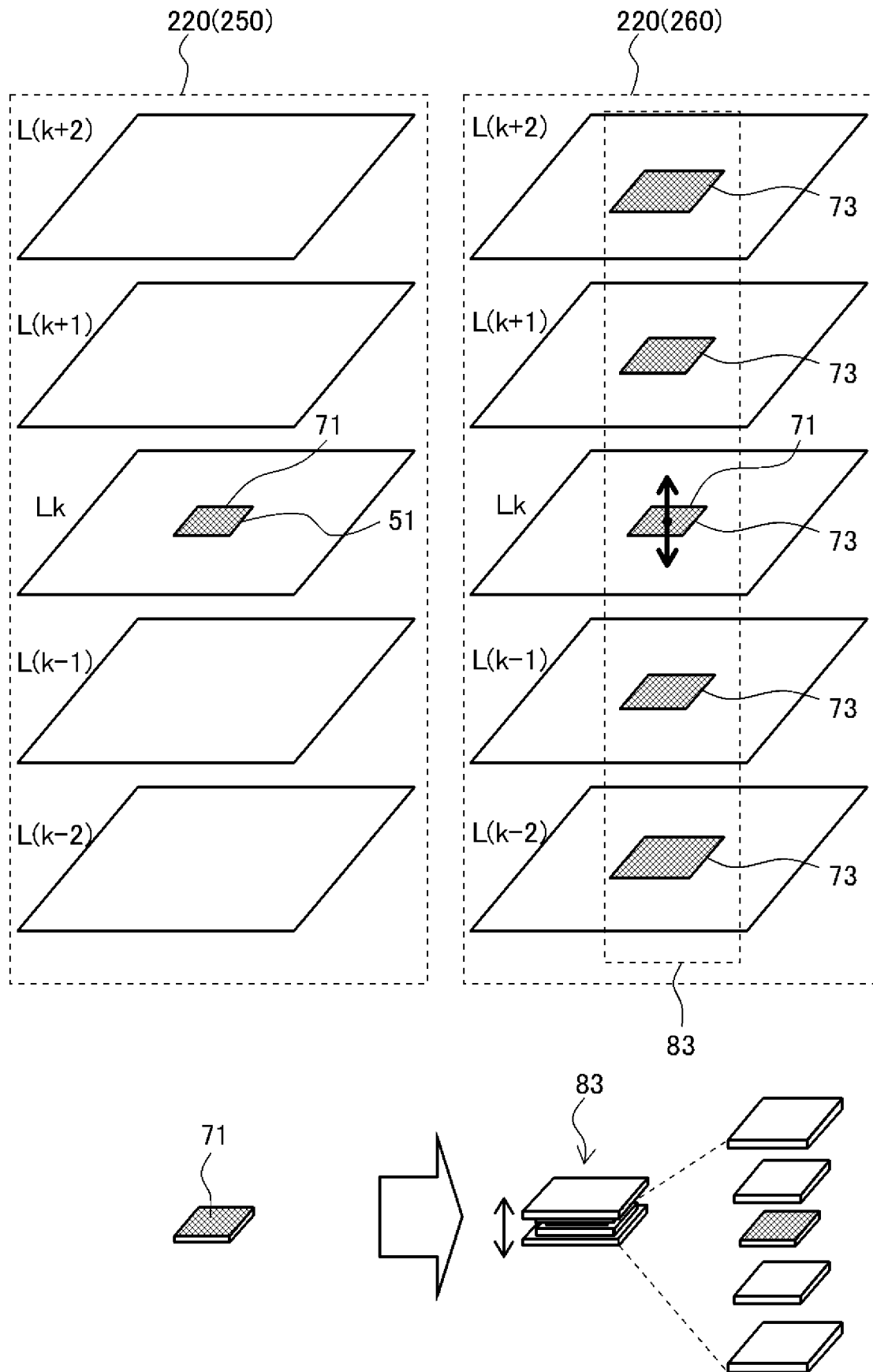
[図14]



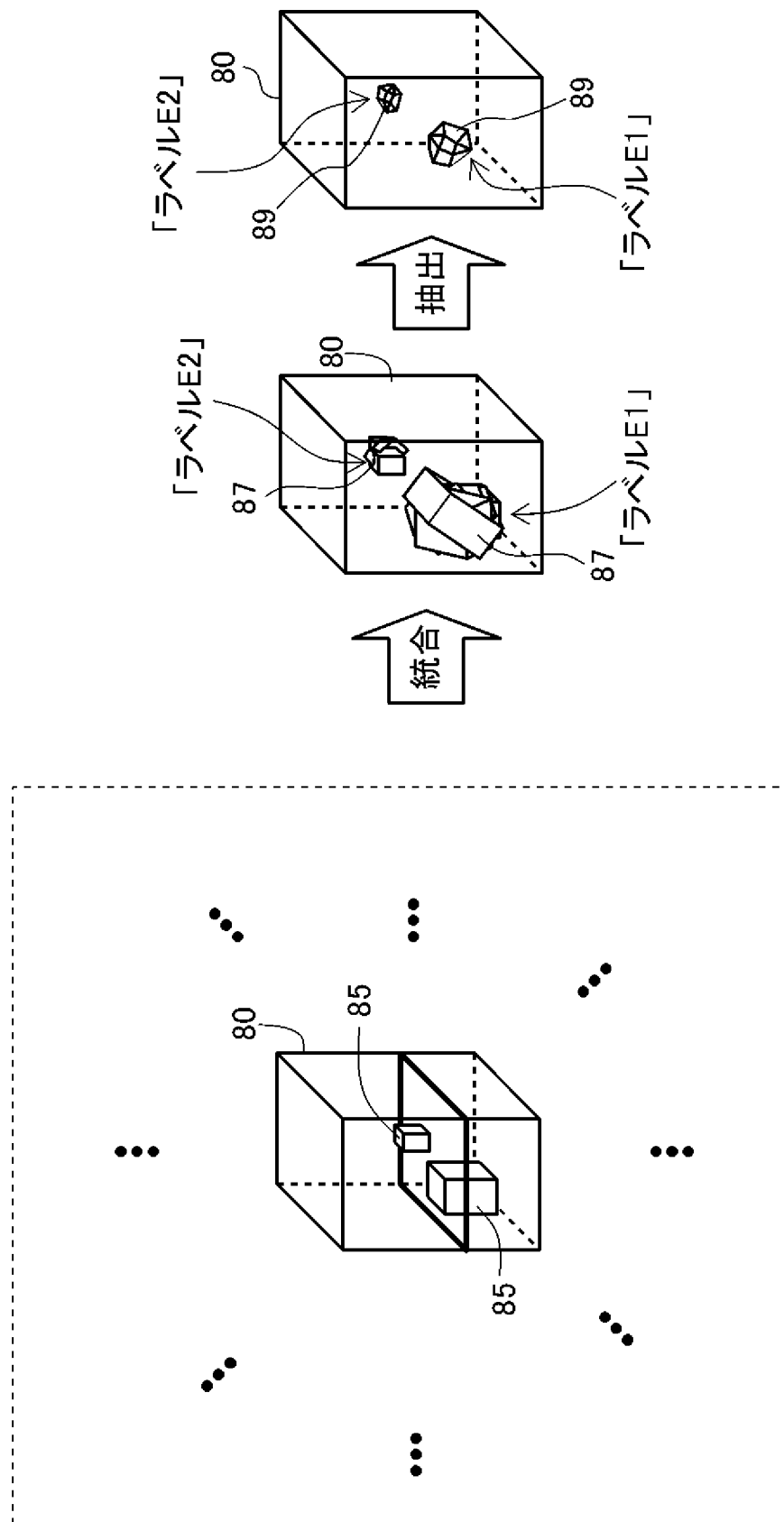
[図15]



[図16]



[図17]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2021/031453

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER**G06T 7/00**(2017.01)i; **A61B 6/03**(2006.01)i; **A61B 5/00**(2006.01)i; **A61B 5/055**(2006.01)i

FI: A61B6/03 360Q; A61B6/03 360G; A61B6/03 360D; A61B5/055 380; G06T7/00 350C; A61B5/00 D

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

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06T7/00; A61B6/00; A61B5/055

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

Published examined utility model applications of Japan 1922-1996
 Published unexamined utility model applications of Japan 1971-2021
 Registered utility model specifications of Japan 1996-2021
 Published registered utility model applications of Japan 1994-2021

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

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	JP 2019-531783 A (ELEKTA INC.) 07 November 2019 (2019-11-07)	1-8, 10-17
A	paragraphs [0023]-[0123], fig. 1-8B	9
Y	JP 2020-032043 A (FUJIFILM CORP.) 05 March 2020 (2020-03-05)	1-8, 10-17
	paragraphs [0032]-[0095], fig. 1-14	
Y	JP 7-146954 A (HITACHI MEDICAL CORP.) 06 June 1995 (1995-06-06)	1-8, 10-17
	paragraphs [0013]-[0066], fig. 1-9	

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

* Special categories of cited documents:

“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance
 “E” earlier application or patent but published on or after the international filing date
 “L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)
 “O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means
 “P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention
 “X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone
 “Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art
 “&” document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

04 November 2021

Date of mailing of the international search report

16 November 2021

Name and mailing address of the ISA/JP

Japan Patent Office (ISA/JP)
 3-4-3 Kasumigaseki, Chiyoda-ku, Tokyo 100-8915
 Japan

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/JP2021/031453

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
JP	2019-531783	A	07 November 2019	US 2018/0061059 A1 paragraphs [0023]-[0123], fig. 1-8B	
JP	2020-032043	A	05 March 2020	(Family: none)	
JP	7-146954	A	06 June 1995	(Family: none)	

A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（IPC）） G06T 7/00(2017.01)i; A61B 6/03(2006.01)i; A61B 5/00(2006.01)i; A61B 5/055(2006.01)i FI: A61B6/03 360Q; A61B6/03 360G; A61B6/03 360D; A61B5/055 380; G06T7/00 350C; A61B5/00 D														
B. 調査を行った分野 調査を行った最小限資料（国際特許分類（IPC）） G06T7/00; A61B6/00; A61B5/055 最小限資料以外の資料で調査を行った分野に含まれるもの <table border="0"> <tr> <td>日本国実用新案公報</td> <td>1922 - 1996年</td> </tr> <tr> <td>日本国公開実用新案公報</td> <td>1971 - 2021年</td> </tr> <tr> <td>日本国実用新案登録公報</td> <td>1996 - 2021年</td> </tr> <tr> <td>日本国登録実用新案公報</td> <td>1994 - 2021年</td> </tr> </table> 国際調査で使用した電子データベース（データベースの名称、調査に使用した用語）			日本国実用新案公報	1922 - 1996年	日本国公開実用新案公報	1971 - 2021年	日本国実用新案登録公報	1996 - 2021年	日本国登録実用新案公報	1994 - 2021年				
日本国実用新案公報	1922 - 1996年													
日本国公開実用新案公報	1971 - 2021年													
日本国実用新案登録公報	1996 - 2021年													
日本国登録実用新案公報	1994 - 2021年													
C. 関連すると認められる文献														
引用文献の カテゴリー*	引用文献名 及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示	関連する 請求項の番号												
Y A	JP 2019-531783 A (エレクトラ、インク。) 07.11.2019 (2019 - 11 - 07) [0023]-[0123], 図1-8B	1-8, 10-17 9												
Y	JP 2020-032043 A (富士フイルム株式会社) 05.03.2020 (2020 - 03 - 05) [0032]-[0095], 図1-14	1-8, 10-17												
Y	JP 7-146954 A (株式会社日立メディコ) 06.06.1995 (1995 - 06 - 06) [0013]-[0066], 図1-9	1-8, 10-17												
☐ C欄の続きにも文献が列挙されている。 ☒ パテントファミリーに関する別紙を参照。														
<table border="0"> <tr> <td>* 参考文献のカテゴリー</td> <td>“T” 国際出願日又は優先日後に公表された文献であって出願と抵触するものではなく、発明の原理又は理論の理解のために引用するもの</td> </tr> <tr> <td>“A” 特に関連のある文献ではなく、一般的な技術水準を示すもの</td> <td>“X” 特に関連のある文献であって、当該文献のみで発明の新規性又は進歩性がないと考えられるもの</td> </tr> <tr> <td>“E” 国際出願日前の出願または特許であるが、国際出願日以後に公表されたもの</td> <td>“Y” 特に関連のある文献であって、当該文献と他の1以上の文献との、当業者にとって自明である組合せによって進歩性がないと考えられるもの</td> </tr> <tr> <td>“L” 優先権主張に疑義を提起する文献又は他の文献の発行日若しくは他の特別な理由を確立するために引用する文献（理由を付す）</td> <td>“&” 同一パテントファミリー文献</td> </tr> <tr> <td>“O” 口頭による開示、使用、展示等に言及する文献</td> <td></td> </tr> <tr> <td>“P” 国際出願日前で、かつ優先権の主張の基礎となる出願の日の後に公表された文献</td> <td></td> </tr> </table>			* 参考文献のカテゴリー	“T” 国際出願日又は優先日後に公表された文献であって出願と抵触するものではなく、発明の原理又は理論の理解のために引用するもの	“A” 特に関連のある文献ではなく、一般的な技術水準を示すもの	“X” 特に関連のある文献であって、当該文献のみで発明の新規性又は進歩性がないと考えられるもの	“E” 国際出願日前の出願または特許であるが、国際出願日以後に公表されたもの	“Y” 特に関連のある文献であって、当該文献と他の1以上の文献との、当業者にとって自明である組合せによって進歩性がないと考えられるもの	“L” 優先権主張に疑義を提起する文献又は他の文献の発行日若しくは他の特別な理由を確立するために引用する文献（理由を付す）	“&” 同一パテントファミリー文献	“O” 口頭による開示、使用、展示等に言及する文献		“P” 国際出願日前で、かつ優先権の主張の基礎となる出願の日の後に公表された文献	
* 参考文献のカテゴリー	“T” 国際出願日又は優先日後に公表された文献であって出願と抵触するものではなく、発明の原理又は理論の理解のために引用するもの													
“A” 特に関連のある文献ではなく、一般的な技術水準を示すもの	“X” 特に関連のある文献であって、当該文献のみで発明の新規性又は進歩性がないと考えられるもの													
“E” 国際出願日前の出願または特許であるが、国際出願日以後に公表されたもの	“Y” 特に関連のある文献であって、当該文献と他の1以上の文献との、当業者にとって自明である組合せによって進歩性がないと考えられるもの													
“L” 優先権主張に疑義を提起する文献又は他の文献の発行日若しくは他の特別な理由を確立するために引用する文献（理由を付す）	“&” 同一パテントファミリー文献													
“O” 口頭による開示、使用、展示等に言及する文献														
“P” 国際出願日前で、かつ優先権の主張の基礎となる出願の日の後に公表された文献														
国際調査を完了した日	国際調査報告の発送日													
04.11.2021	16.11.2021													
名称及びあて先 日本国特許庁(ISA/JP) 〒100-8915 日本国 東京都千代田区霞が関三丁目4番3号	権限のある職員（特許庁審査官） 永田 浩司 2U 6004 電話番号 03-3581-1101 内線 3292													

国際調査報告
パテントファミリーに関する情報

国際出願番号

PCT/JP2021/031453

引用文献			公表日	パテントファミリー文献	公表日
JP	2019-531783	A	07.11.2019	US 2018/0061059 A1 [0023]-[0123], FIGUREs1-8B	
JP	2020-032043	A	05.03.2020	(ファミリーなし)	
JP	7-146954	A	06.06.1995	(ファミリーなし)	