

(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9月29日(29.09.2022)



(10) 国際公開番号

WO 2022/201447 A1

(51) 国際特許分類:

G06T 7/00 (2017.01)

(21) 国際出願番号: PCT/JP2021/012616

(22) 国際出願日: 2021年3月25日(25.03.2021)

(25) 国際出願の言語: 日本語

(26) 国際公開の言語: 日本語

(71) 出願人: 株式会社日立ハイテク
(HITACHI HIGH-TECH CORPORATION) [JP/
JP]; 〒1056409 東京都港区虎ノ門一丁目
17番1号 Tokyo (JP).

(72) 発明者: 池田 光二(IKEDA Mitsuji); 〒1056409
東京都港区虎ノ門一丁目17番1号 株式
会社日立ハイテク内 Tokyo (JP). 豊田 康隆
(TOYODA Yasutaka); 〒1056409 東京都港区虎
ノ門一丁目17番1号 株式会社日立ハイ
テク内 Tokyo (JP). 安部 雄一(ABE Yuichi);

〒1056409 東京都港区虎ノ門一丁目17番1
号 株式会社日立ハイテク内 Tokyo (JP). 佐
藤 誠(SATO Makoto); 〒1058717 東京都港区
西新橋一丁目24番14号 株式会社日立ハ
イテクサイエンス内 Tokyo (JP). 樋口 晴彦
(HIGUCHI Haruhiko); 〒1008280 東京都千代田
区丸の内一丁目6番6号 株式会社日立製作所内
Tokyo (JP). 石川 昌義(ISHIKAWA Masayoshi);
〒1008280 東京都千代田区丸の内一丁目6番6
号 株式会社日立製作所内 Tokyo (JP).

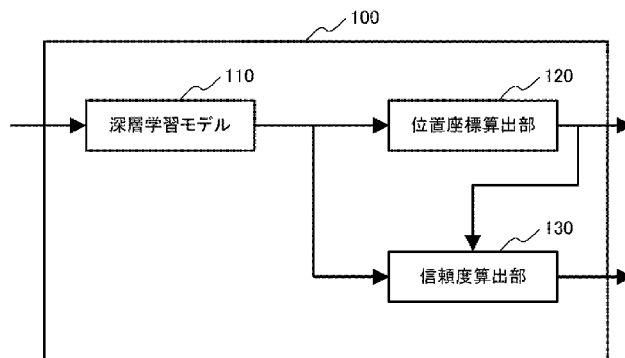
(74) 代理人: ポレール弁理士法人(POLAIRE I.P.C.);
〒1030021 東京都中央区日本橋本石町三
丁目3番5号 Tokyo (JP).

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

(54) Title: POSITION COORDINATE DETECTION DEVICE AND METHOD

(54) 発明の名称: 位置座標検出装置及び方法

[図1]



110 Deep learning model
120 Position coordinate calculation unit
130 Reliability calculation unit

(57) Abstract: In order to enable teaching data to be created easily and position coordinates to be detected with high reliability, this position coordinate detection device is constituted by comprising: a deep learning model having been trained using training image data in which the position coordinate to be detected is specified and teaching image data in which a pixel group exhibiting a shape independent of the subject of the training image data is disposed at a position relative to the position coordinate to be detected; a position coordinate calculation unit for calculating a position coordinate using the inference image data outputted from the deep learning model; and a reliability calculation unit for calculating reliability using the global pixel group information of the inference image data outputted from the deep learning model.

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))

(57) 要約: 教師データの作成が容易であり、かつ、信頼性の高い位置座標検出ができるようにするために、位置座標検出装置を、検出したい位置座標が特定された訓練画像データと該検出したい位置座標に対して相対的な位置に該訓練画像データの被写体とは独立な形状を呈する画素群を配置した教師画像データとを用いて学習された深層学習モデルと、上記深層学習モデルから出力された推論画像データを用いて位置座標を算出する位置座標算出部と、上記深層学習モデルから出力された推論画像データの画素群の大域的な情報を用いて信頼度を算出する信頼度算出部と、を備えて構成した。

明 細 書

発明の名称：位置座標検出装置及び方法

技術分野

[0001] 本発明は、機械学習技術を用いた位置座標検出装置及び方法に関する。

背景技術

[0002] 近年、画像認識処理を行う用途において深層学習と呼ばれる機械学習技術が用いられている。中でも、画像に写った物体のある特定の位置座標を検出する方法としては、非特許文献1、非特許文献2、非特許文献3、非特許文献4に記された方法がある。

[0003] 上記従来技術では、検出したい位置座標が特定された訓練画像データとその検出したい位置座標を中心とした2次元ガウシアン型のヒートマップを教師データ（正解データ）として深層学習ネットワークを学習した後、学習した深層学習ネットワーク（学習済モデルと呼ぶ）を用いて新たな画像を推論することで、その新たな画像における検出したい位置座標を検出することが記されている。学習済モデルが出力する推論結果は2次元ガウシアン型のヒートマップなので、そのピーク値の座標が検出したい位置座標として出力される。また、そのピーク値自体が、推論した位置座標の信頼度（確信度）を表している。

[0004] 上記従来技術では、検出したい位置座標が特定されていれば、2次元ガウシアン型のヒートマップは自動で生成することができるので、教師データの作成が容易であるという利点がある。

先行技術文献

非特許文献

[0005] 非特許文献1：Jonathan Tompson, Arjun Jain, Yann LeCun, Christoph Bregler, “Joint Training of a Convolutional Network and a Graphical Model for Human Pose Estimation”, Annual Conference on Neural Information Processing System, 2014.

非特許文献2: Jonathan Tompson, Ross Goroshin, Arjun Jain, Yann LeCun, Christoph Bregler, “Efficient Object Localization Using Convolutional Networks”, Computer Vision and Pattern Recognition, 2015.

非特許文献3: Hei Law, Jia Deng, “CornerNet: Detecting Objects as Paired Keypoints”, European Conference on Computer Vision, 2018.

非特許文献4: Xingyi Zhou, Dequan Wang, Philipp Krahenbuhl, “Objects as Points”, インターネット<<https://arxiv.org/pdf/1904.07850.pdf>>, 2019.

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0006] 工業製品のように、位置座標を装置動作の自動化のために用いる場合では、学習済モデルで推論された位置座標が正しいかそうでないかを自動で判断することが要求される。このとき、信頼度を用いることが考えられる。

[0007] しかし、従来技術では、推論されたヒートマップのピーク値が検出したい位置座標を示すと同時に信頼度も示しているため、このピーク値が間違っていた場合、正しくない位置座標もしくは信頼度を正しい位置座標もしくは信頼度と判断して動作を継続してしまうという問題が起こる可能性がある。

[0008] 推論されたヒートマップのピーク値とは異なる尺度を信頼度とするか、位置座標と信頼度を異なる尺度により算出することが求められる。

[0009] 本発明は、上述した従来技術の課題を解決して、画像と検出したい座標を与えるだけで、検出性能の高い位置検出を実現できる位置座標検出装置及び方法を提供することを目的とする。

課題を解決するための手段

[0010] 上記した従来技術の課題を解決するために、本発明による位置座標検出装置は、被写体を撮像した画像上で検出したい位置が特定された訓練画像データと訓練画像データ上の検出したい位置における被写体に対して被写体の背景とは異なる画素群を配置して作成した教師画像データとの組み合わせを複数組用いて学習された深層学習モデルと、位置座標を検出したい新たな被写

体の画像を深層学習モデルに入力して求めた推論画像データを用いて位置座標を算出する位置座標算出部と、深層学習モデルから出力された推論画像データの画素群の情報をを用いて位置座標算出部で算出した位置座標の信頼度を算出する信頼度算出部とを備えて構成した。

発明の効果

- [0011] 本発明によれば、ヒートマップのピーク値とは異なる尺度で信頼度を求めることができるため、ピーク値が間違っている可能性を判断することができる。さらに、位置座標もしくは信頼度を推論データの画素群の形状から算出する場合は、被写体の形状と独立な画素群を教師データとしているため、被写体の形状に依存しないで位置座標もしくは信頼度を求めることができる。

図面の簡単な説明

- [0012] [図1]実施例1に係る位置座標検出装置の構成例を示すブロック図である。
- [図2]実施例1における訓練画像データおよび教師画像データの一例を示す図である。
- [図3]実施例1における推論対象の画像データおよび推論結果である推論画像データの一例を示す図である。
- [図4]実施例1における推論対象の画像データおよび推論結果である推論画像データの一例を示す図である。
- [図5]実施例1に係る位置座標検出プログラムを示すフローチャートである。
- [図6]実施例2に係る位置座標検出装置の構成例を示すブロック図である。
- [図7]実施例2における訓練画像データおよび教師画像データの一例を示す図である。
- [図8]実施例2における推論対象の画像データおよび推論結果である推論画像データの一例を示す図である。
- [図9]実施例2における推論対象の画像データおよび推論結果である推論画像データの一例を示す図である。
- [図10]実施例2に係る位置座標検出プログラムを示すフローチャートである。
- [図11]実施例3に係る位置座標検出装置の構成例を示すブロック図である。

[図12]実施例3における推論結果である推論画像データの一例を示す図である。

[図13]実施例3に係る位置座標検出プログラムを示すフローチャートである。

[図14]実施例4に係る試料加工装置の構成例を示すブロック図である。

[図15]実施例4に係る図14の試料加工装置の動作の一例を示すフローチャートである。

[図16]実施例5に係る試料検査装置の構成例を示すブロック図である。

[図17]実施例5に係る図16の試料検査装置の動作の一例を示すフローチャートである。

[図18]実施例2の変形例に係る位置座標検出装置の構成例を示すブロック図である。

[図19]実施例2の変形例における訓練画像データおよび教師画像データの一例を示す図である。

[図20]実施例2に變形例に係る位置検出プログラムを示すフローチャートである。

発明を実施するための形態

[0013] 本発明は、検出したい位置座標が特定された訓練画像データと該検出した位置座標に対して相対的な位置に該訓練画像データの被写体とは独立な形状を呈する画素群を配置した教師画像データとを用いて学習された深層学習モデルと、この深層学習モデルから出力された推論画像データを用いて位置座標を算出する位置座標算出部と、深層学習モデルから出力された推論画像データの画素群の大域的な情報を用いて信頼度を算出する信頼度算出部とを備えた位置座標検出装置に関するものである。

[0014] 以下、図面に基づき、本発明の実施形態を詳述する。なお、以下に説明する実施形態は特許請求の範囲に係る発明を限定するものではなく、また、実施形態の中で説明されている諸要素およびその組み合わせの全てが発明の解決手段に必須であるとは限らない。また実施形態の中で説明されている諸要素を適宜組み合わせた形態も、本願が開示する実施形態に含まれる。

実施例 1

[0015] 本発明の第1の実施形態を、図1乃至図5を用いて説明する。

図1は、実施例1の実施形態に係る位置座標検出装置100の構成例を示すブロック図である。位置座標検出装置100は、深層学習モデル110、位置座標算出部120、信頼度算出部130を備える。位置座標検出装置100は、図示していないコンピュータシステムの一部に備えられるハードウェアまたはソフトウェアプログラムで構成される。

[0016] 深層学習モデル110は訓練画像データと教師データの複数のペアによってあらかじめ学習された学習済モデルである。深層学習モデル110は先行技術文献(非特許文献1乃至4)に示されるような、Fully-Convolutional Encoder-Decoder Networkである。訓練画像データと教師データの例を図2を用いて説明する。

[0017] 図2(a)の画像210は、被写体201が写った訓練画像データ(以下、訓練画像データ210と記す)である。訓練画像データ210は説明のために作成した図で、実際の装置が出力する画像とは関係しない。訓練画像データ210上の×マーク202は検出したい位置座標を表す。×マーク202は実際の画像上には存在しない。

[0018] 図2(b)の画像220は、検出したい×マーク203の位置座標を中心としたヒートマップ204が形成された教師データ(以下、教師データ220と記す)である。教師データ220における×マーク203の位置座標は訓練画像データ210における×マーク202の位置座標と同じ座標になる。×マーク203も教師データ220上には存在しない。ヒートマップ204は、中心の画素値が高く(例えば255)、中心から離れるにしたがって画素値が低くなる画素群により構成されたものである。画素値の分布は2次元のガウシアン型でもよいし、円錐形でもよい。

[0019] 図2に示すような(a)の訓練画像データと(b)の教師データのペアを複数ペア準備し、深層学習モデル110を学習しておく。

[0020] 図3を用いて、学習された深層学習モデル110の振る舞いを説明する。

図3 (a) の画像310は、被写体301が写った画像である。画像310は説明のために作成した図で、実際の装置が出力する画像とは関係しない。画像310上の×マーク302は検出したい位置座標を表す。×マーク302は実際の画像上には存在しない。図3 (b) の画像320は、画像310の検出したい×マーク302の位置座標と同じ座標である位置座標303を中心としたヒートマップ304が形成された推論画像（以下、推論画像320と記す）である。深層学習モデル110がうまく学習された学習済モデルである場合、画像310を深層学習モデル110に入力すると、推論画像320が出力される。

[0021] 位置座標算出部120は、深層学習モデル110が推論した推論画像320から位置座標を算出する。具体的には、推論画像320から画素値が最大となるピークを求めることにより、ヒートマップ304のピーク（位置座標303）を検出し、その座標を出力する。

[0022] 信頼度算出部130は、深層学習モデル110が推論した推論画像320から、位置座標算出部120が出力したピーク位置に形成されているヒートマップ304の形状から信頼度を算出する。具体的な算出方法としては、ヒートマップの等方性を数値化する方法、教師データに用いたヒートマップとの差分を求める方法、教師データに用いたヒートマップとの相関値を求める方法など、形状の違いを数値化する公知の技術もしくはその組み合わせ技術でよい。

[0023] 次に、位置座標の検出難度が高い場合の位置座標検出装置100の振る舞いを図4を用いて説明する。

[0024] 図4 (a) の画像410は、被写体401が写った画像である。画像410には、コントラストが異なる背景411、412やノイズ413が写り込んでいる。画像410は説明のために作成した図で、実際の装置が出力する画像とは関係しない。図4 (b) の画像420は、深層学習モデル110に画像410を与えて推論された推論画像(以下、推論画像420と記す)の例を

示している。推論画像420には、ヒートマップ403とヒートマップ404の2つのヒートマップが形成されている。ここで、ヒートマップ403のピークの画素値の方がヒートマップ404のピークの画素値より大きい値であるとする。また、ヒートマップ403はヒートマップ404と比べて等方性が低いものとする。

[0025] 位置座標算出部120は、推論画像420から画素値が最大となるピークを求めることにより、ヒートマップ403のピークを検出し、その座標を出力する。

[0026] 信頼度算出部130は、推論画像420から、位置座標算出部120が出力したピーク位置に形成されているヒートマップ403の形状から信頼度を算出する。ヒートマップ403は教師データ220に用いられたヒートマップ204と比べて等方性が低いので、低い信頼度が出力される。これにより、位置座標算出部120が出力した位置座標は適切でないことがわかる。

[0027] 上記の実施例では、適切でない位置座標のみを出力したが、複数の位置座標とそれに対応する信頼度を出力し、図示していない後段処理によって適切な位置座標を選択しても良い。また、位置座標検出装置100の構成は変わるが、信頼度算出部130の出力を位置座標算出部120に入力することにより、信頼度が最も高い位置座標を出力するようにしてもよい。

[0028] 図5は、図1で説明した位置座標検出装置100を組み込んだ図示していないコンピュータシステムを用いて本発明の一実施形態を表した位置座標検出プログラムのフローチャートである。

[0029] まず、訓練画像データと教師データのペアを複数ペア用いて深層学習モデル110を学習する(S501)。訓練画像データと教師データの例を、それぞれ図2(a)の訓練画像データ210と(b)の教師データ220に示す。

[0030] 次に、位置座標を検出したい画像を、学習済の深層学習モデルに入力し、推論画像を得る(S502)。位置座標を検出したい画像の例を図3(a)の画像310、推論画像の例を図3(b)の推論画像320に示す。

- [0031] 得られた推論画像から、画素値が特定のしきい値以上のピーク座標を最大N個求める（S503）。特定のしきい値及びNは、あらかじめ設定しておく。
- [0032] 次に、求めたピーク座標に対応するヒートマップの形状から信頼度を算出する（S504）。ヒートマップの例を、図4（b）の403、404に示す。具体的な算出方法としては、ヒートマップの等方性を数値化する方法、教師データに用いたヒートマップとの差分を求める方法、教師データに用いたヒートマップとの相関値を求める方法など、形状の違いを数値化する公知の技術もしくはその組み合わせ技術でよい。
- [0033] 最後に、信頼度が最大のピーク座標を求めて、そのピーク座標を出力する（S505）。このとき、出力するピーク座標に対応する信頼度の情報も一緒に出力しても良い。出力の先は、図示していないコンピュータの制御部（外部の装置を制御する制御部）又は表示画面であってもよく、また、図示していないコンピュータに接続された外部の処理装置であってもよい。
- [0034] 本実施例によれば、信頼度をヒートマップのピーク値とは異なる情報を用いて算出するので、ピーク位置を誤検出したときに、出力された情報において誤検出であることを示唆することができる。

実施例 2

- [0035] 本発明の第2の実施形態を図6乃至図10を用いて説明する。
- 図6は、第2の実施形態に係る位置座標検出装置600の構成例を示すブロック図である。位置座標検出装置600は、深層学習モデル610、位置座標算出部620、信頼度算出部630を備える。位置座標検出装置600は、図示していないコンピュータシステムの一部に備えられるハードウェアまたはソフトウェアプログラムで構成される。
- [0036] 深層学習モデル610は訓練画像データと教師データの複数のペアによってあらかじめ学習された学習済モデルである。深層学習モデル610はセマンティックセグメンテーションを行うことができる。すなわち、画素ごとに背景らしさとクラスごとの対象物らしさを計算し、その最も大きいものに対

応するラベルを画素値として出力する。画素ごとに背景か対象物かの分類を行っているとも言える。背景らしさとクラスごとの対象物らしさの合計値に対する最大値の割合（もしくはソフトマックス関数の値）が大きいほど確からしさが高いとすることもある。訓練画像データと教師データの例を図7を用いて説明する。

[0037] 図7（a）の訓練画像データ210は、図2の訓練画像データ210と同じ画像であって訓練画像データである。図7（b）の画像720は、検出したい×マーク703の位置座標を中心とした円図形704が形成された教師データ（以下、教師データ720と記す）である。教師データ720における×マーク703は、実施例1で図2に示した訓練画像データ210における×マーク203と同じ座標になる。×マーク703も×マーク203と同様に、教師データ720上には存在しない。

[0038] 円図形704は、すべての画素値が同一値（例えば255）の画素群により構成されたものである。一方、円図形以外の部分（背景と呼ぶ）は円図形と異なる同一値（例えば0）をもつ。円図形の画素値は位置座標のラベル、背景の画素値は背景のラベルに対応している。このように、本実施例における教師データ720が2値化された画像として表示される点が、実施例1において教師データ220を多値の画像として表示している点と異なる。円図形704のような画素が連結した画素群は画像処理の分野ではブロブ（Blob）とも呼ばれる。

[0039] 図7の（a）に示すような訓練画像データと（b）に示すような教師データのペアを複数ペア準備し、深層学習モデル610を学習しておく。

[0040] 図8を用いて、学習された深層学習モデル610の振る舞いを説明する。図8（a）の画像310は、図3（a）の画像310と同じ画像である。図8（b）の画像820は、画像310の検出したい×マーク302の位置座標と同じ座標である位置座標803を重心としたブロブ804が形成された推論画像（以下、推論画像820と記す）である。深層学習モデル610がうまく学習された学習済モデルである場合、画像310を深層学習モデル6

10に入力すると、深層学習モデル610は、正解位置座標である位置座標803を中心とした、円図形704と同じ半径内の画素に対して位置座標のラベルを出力し、その他の画素に対して背景のラベルを出力する。すなわち深層学習モデル610からは、推論画像820が出力される。

[0041] 位置座標算出部620は、深層学習モデル610が推論した推論画像820から位置座標を算出する。具体的には、推論画像820から面積が特定のしきい値以上のブロブを求め、求めたブロブの重心座標を求め、その重心座標を出力する。ブロブの検出、重心座標の計算は公知の方法で良い。また、重心座標の確からしさ、もしくは、ブロブ全体の確からしさの平均値を用いて選択の優先順位付けしてもよい。この確からしさの値を対応する重心座標と関連付けて出力しても良い。

[0042] 信頼度算出部630は、深層学習モデル610が推論した推論画像820から、位置座標算出部620が出力した重心位置に形成されているブロブ804の形状から信頼度を算出する。具体的な算出方法としては、ブロブの円形度を数値化する方法、教師データに用いたブロブとの相関値を求める方法、ブロブを重心から極座標変換して境界部分の凹凸を数値化する方法など、形状の違いを数値化する公知の技術もしくはその組み合わせ技術でよい。

[0043] 次に、位置座標の検出難度が高い場合の位置座標検出装置600の振る舞いを図9を用いて説明する。

[0044] 図9(a)の画像410は、図4(a)の画像410と同じ画像である。図9(b)の画像920は、深層学習モデル610に画像410を与えて推論された推論画像（以下、推論画像920と記す）の例を示している。推論画像920には、ブロブ903とブロブ904の2つのブロブが形成されている。ここで、ブロブ903はブロブ904と比べて重心座標の確からしさが高いものとする。また、ブロブ903はブロブ904と比べて円形度が低いものとする。

[0045] 位置座標算出部620は、深層学習モデル610で推論された推論画像920から面積が特定のしきい値以上のブロブを求め、求めたブロブの重心座

標を求め、その重心座標を出力する。

[0046] 信頼度算出部630は、推論画像920から、位置座標算出部620が出力した重心位置に形成されているプロブ903の形状から信頼度を算出する。プロブ903は円形度が低いので、低い信頼度が出力される。これにより、位置座標算出部620が出力した位置座標は適切でないことがわかる。上記の実施例では、適切でない位置座標のみを出力したが、複数の位置座標とそれに対応する信頼度を出力し、図示していない後段処理によって適切な位置座標を選択しても良い。また、位置座標検出装置の構成は変わるが、信頼度算出部の出力を位置座標算出部に入力することにより、信頼度が最も高い位置座標を出力するようにしてもよい。

[0047] 図10は、図6で説明した位置座標検出装置600を組み込んだ図示していないコンピュータシステムを用いて本発明の一実施形態を表した位置座標検出プログラムのフローチャートである。

[0048] まず、訓練画像データと教師データのペアを複数ペア用いて深層学習モデルを学習する(S1001)。訓練画像データと教師データの例を、それぞれ図7(a)の訓練画像データ210と(b)の教師データ720に示す。

[0049] 次に、位置座標を検出したい画像を、学習済の深層学習モデル610に入力し、推論画像を得る(S1002)。位置座標を検出したい画像の例を図8(a)の画像310、推論画像の例を図8(b)の推論画像820に示す。

[0050] 得られた推論画像から、面積が特定のしきい値以上のプロブを最大N個求め、そのプロブの重心位置を求める(S1003)。特定のしきい値及びNはあらかじめ設定しておく。

[0051] 求めた重心座標に対応するプロブの形状から信頼度を算出する(S1004)。具体的な算出方法としては、プロブの円形度を数値化する方法、教師データに用いたプロブとの相関値を求める方法、プロブを重心から極座標変換して境界部分の凹凸を数値化する方法など、形状の違いを数値化する公知の技術もしくはその組み合わせ技術でよい。

[0052] 最後に、信頼度が最大の重心座標を求めて、その座標を出力する（S1005）。このとき、出力する重心座標に対応する信頼度を出力しても良い。

[0053] また、上記の例では教師データを円図形としたが、四角形などの多角形でもよい。その場合も形状に対する公知の技術により算出した特徴を信頼度とすればよい。

[0054] 本実施例によれば、同じ画素値からなるプロブの重心計算によって位置座標を求めるので、位置座標をユニークに定めることができ、実施例1で説明した方法と比べて比較的簡単な処理で、位置座標を求めることができる。

[変形例]

実施例2の変形例を図18乃至図20を用いて説明する。図18は、本変形例に係る位置座標検出装置1800の構成例を示すブロック図である。位置座標検出装置1800は、深層学習モデル1810、位置座標算出部1820を備える。

[0055] 本変形例では、実施例2で説明した信頼度算出部630を備えていない点において実施例2と異なる。深層学習モデル1810は、実施例2において説明した図6の深層学習モデル610と同じものである。したがって、訓練画像データと教師データの例は、図7で説明した訓練画像データ210及び教師データ720と同じである。

[0056] 次に、位置座標の検出難度が高い場合の位置座標検出装置1800の振る舞いを図19を用いて説明する。

[0057] 図19(a)の画像410は、図4(a)の画像410と同じ画像である。図19(b)の推論画像1920は、深層学習モデル1810に画像410を与えて推論された推論画像の例を示している。推論画像1920には、プロブ1903とプロブ1904の2つのプロブが形成されている。ここで、プロブ1904は検出したい位置座標に対応したプロブ、プロブ1903は検出したい位置座標ではない位置座標に対応したプロブとする。また、プロブ1903はプロブ1904と比べて面積が小さいものとする。

[0058] 位置座標算出部1820は、推論画像1920から面積が最大のプロブを

求め、求めたブロブの重心座標を求め、その重心座標を出力する。本変形例においては、本来重心座標を求めるべきブロブは、その他のノイズとなるブロブに対して一般的に面積が大きいという特性を利用して、推論画像 1920 で複数のブロブが検出された場合に、最も面積が大きいブロブを検出することにより、複数のブロブそれぞれの信頼度を算出することなく、本来検出すべきブロブとして判定する等にした。

[0059] 図 20 は、図示していないコンピュータシステムを用いて本変形例に係る位置座標検出を行うための位置座標検出プログラムのフローチャートである。

[0060] まず、訓練画像データと教師データのペアを複数ペア用いて深層学習モデル 1810 を学習する (S2001)。訓練画像データと教師データの例は、それぞれ実施例 2 において図 7 を用いて説明した訓練画像データ 210 及び教師データ 720 と同じである。

[0061] 次に、位置座標を検出したい画像を、学習済の深層学習モデルに入力し、推論画像を得る (S2002)。位置座標を検出したい画像の例を、図 19 (a) の画像 410、推論画像の例を図 19 (b) の推論画像 1920 に示す。

[0062] 得られた推論画像から、面積が最大のブロブを求め、その重心位置を求める (S2003)。最後に、求めた座標を出力する (S2005)。

[0063] 従来例では、ピークが平坦となったり、近傍に複数のピークが現れたりする場合、ピークの検出に複雑な処理が必要となるが、本変形例では、ブロブの重心座標を求めるという単純な処理で済む利点がある。

[0064] また、本変形例では、信頼度指標を求めなくても、位置座標が得られるという利点もある。

実施例 3

[0065] 本発明の第 3 の実施形態を図 11 乃至図 15 を用いて説明する。

図 11 は、本実施例に係る位置座標検出装置 1100 の構成例を示すブロック図である。位置座標検出装置 1100 は、深層学習モデル 1110、位

置座標算出部 1 1 2 0、信頼度算出部 1 1 3 0を備える。

[0066] 深層学習モデル 1 1 1 0は訓練画像データと教師データの複数のペアによってあらかじめ学習された学習済モデルである。深層学習モデル 1 1 1 0もセマンティックセグメンテーションを行うことができる。深層学習モデル 1 1 1 0は、内部のノードをランダムでドロップアウトすることを複数回実施し、その平均値を用いて画素のラベルを決定する。また、複数のドロップアウトによるバラツキを画素値とする画像も出力するものとする。

[0067] 実施例 2 において、図 7 を用いて説明したような訓練画像データ 2 1 0と教師データ 7 2 0のペアを複数ペア準備し、深層学習モデル 1 1 1 0を学習しておく。

[0068] 図 1 2 を用いて、学習された深層学習モデル 1 1 1 0の振る舞いを説明する。

図 1 2 (a) の画像 1 2 1 0は、実施例 2 において図 9 (a) で説明した被写体の画像 4 1 0を深層学習モデル 1 1 1 0に入力したときの、ランダムで複数回ドロップアウトを行ってセマンティックセグメンテーションした平均値を用いて推論されたラベル画像（以下、推論画像 1 2 1 0と記す）の例を示している。推論画像 1 2 1 0には、プロブ 1 2 0 1とプロブ 1 2 0 2の2つのプロブが形成されている。ここで、プロブ 1 2 0 1はプロブ 1 2 0 2と比べて確からしさが高いものとする。

[0069] 図 1 2 (b) の画像 1 2 2 0は、図 9 (a) の被写体の画像 4 1 0を深層学習モデル 1 1 1 0に入力したときの、ランダムで複数回ドロップアウトを行ってセマンティックセグメンテーションしたバラツキを用いて推論された画像(以下、推論画像 1 2 2 0と記す)の例を示している。推論画像 1 2 2 0における各画素は複数回のドロップアウトに対する深層学習モデル 1 1 1 0の出力値のバラツキ（もしくはラベルのバラツキ）を表している。推論画像 1 2 2 0では、白いほどバラツキが少なく、黒いほどバラツキが大きいことを意味している。

[0070] 図 1 1 に示した位置座標検出装置 1 1 0 0における位置座標算出部 1 1 2

0は、図12(a)の推論画像1210から面積が特定のしきい値以上のプロブを求め、求めたプロブの重心座標を求め、その重心座標を出力する。

[0071] 一方、位置座標検出装置1100における信頼度算出部1130は、図12(b)の推論画像1220から、位置座標算出部1120が出力した重心位置に形成されているプロブ1203の形状から信頼度を算出する。プロブ1203は円形度が低いので、低い信頼度が出力される。これにより、位置座標算出部1120が出力した位置座標は適切でないことがわかる。円形度ではなく、バラツキがゼロとなる円との変動量を求めても良い。

[0072] 上記の実施例では、適切でない位置座標のみを出力したが、複数の位置座標とそれに対応する信頼度を出力し、図示していない後段処理によって適切な位置座標を選択しても良い。また、位置座標検出装置1100の構成は変わるが、信頼度算出部1130の出力を位置座標算出部1120に入力することにより、信頼度が最も高い位置座標を出力するようにしてもよい。

[0073] 図13は、図示していないコンピュータシステムを用いて本実施例で説明した位置座標の検出を行うための位置座標検出プログラムのフローチャートである。

[0074] まず、訓練画像データと教師データのペアを複数ペア用いて深層学習モデルを学習する(S1301)。本深層学習モデルは、内部のノードをランダムでドロップアウトすることを複数回実施してセマンティックセグメンテーションを行い、その平均値を用いて画素のラベルを決定する。また、複数のドロップアウトによるセマンティックセグメンテーションのバラツキを画素値とする画像も出力するものとする。訓練画像データと教師データの例を、それぞれ図7(a)の訓練画像データ210と(b)の教師データ720に示す。

[0075] 次に、位置座標を検出したい画像を、学習済の深層学習モデル1110に入力し、ランダムに複数回ドロップアウトを行って、セマンティックセグメンテーションした平均値を用いて画素のラベルを決定した推論画像と複数のドロップアウトによるセマンティックセグメンテーションのバラツキを画素

値とする推論画像を得る（S 1 3 0 2）。位置座標を検出したい画像の例を図 9（a）の画像 4 1 0 に示す。これによるランダムに複数回ドロップアウトを行って、セマンティックセグメンテーションした平均値を用いて画素のラベルを決定した推論画像の例を図 1 2（a）の推論画像 1 2 1 0、複数のドロップアウトによるセマンティックセグメンテーションのバラツキを画素値とする推論画像の例を図 1 2（b）の推論画像 1 2 2 0 に示す。

[0076] ランダムに複数回ドロップアウトを行って、セマンティックセグメンテーションした平均値を用いて画素のラベルを決定した推論画像から、面積が特定のしきい値以上のプロブを最大 N 個求め、そのプロブの重心位置を求める（S 1 3 0 3）。特定のしきい値及び N はあらかじめ設定しておく。

[0077] 複数のドロップアウトによるセマンティックセグメンテーションのバラツキを画素値とする推論画像から、求めた重心座標に対応するプロブを特定し、その形状から信頼度を算出する（S 1 3 0 4）。具体的な算出方法としては、プロブの円形度を数値化する方法、教師データに用いたプロブとの相関値を求める方法、プロブを重心から極座標変換して境界部分の凹凸を数値化する方法、バラツキがゼロとなる円との変動量など、形状の違いを数値化する公知の技術もしくはその組み合わせ技術でよい。

[0078] 最後に、信頼度が最大の重心座標を求めて、その座標を出力する（S 1 3 0 5）。このとき、出力する重心座標に対応する信頼度を出力しても良い。

[0079] また、上記の例では教師データを円図形としたが、四角形などの多角形でもよい。その場合も形状に対する公知の技術により算出した特徴を信頼度とすればよい。

[0080] 本実施例によれば、複数のドロップアウトによるセマンティックセグメンテーションの平均値やバラツキを用いて重心座標や信頼度を求めるようにしたので、ノイズに対するロバスト性が強く（高く）なり、より高い信頼度で位置座標を求めることができる。

実施例 4

[0081] 次に、実施例 1 乃至 3 で説明した位置座標検出装置 1 0 0 又は 6 0 0 又は

1100又は1800を、実際の装置に適用した事例を説明する。

[0082] 図14は、実施例4に係る試料加工装置1400の構成例を示すブロック図である。試料加工装置1400は、ニードル部1401、搬送部1402、コンピュータ1403および画像センサ1404を備える。ニードル部1401、搬送部1402、コンピュータ1403および画像センサ1404は、バス1406を介して接続されている。バス1406は、バス1406に接続されている各処理部で扱われるデータ、制御情報および解析情報を保持し、もしくは伝送を仲介する。

[0083] 試料加工装置1400は、バス1406を介して表示装置1410および入出力装置1411に接続されている。試料加工装置1400は、表示装置1410および入出力装置1411と有線接続されてもよいし、無線接続されてもよい。なお、図14では、表示装置1410および入出力装置1411は、試料加工装置1400の外部に設けた例で示したが、試料加工装置1400に内蔵されていてもよい。

[0084] 試料加工装置1400は、特定の試料の一部をピックアップするため、特定の試料を装置内部に搬送し、その試料の特定の箇所、ニードル部1401に内蔵した図示していないニードルの先端を近接する機能を有する。

[0085] 図15を用いて、試料の特定の箇所に、ニードル部1401に内蔵した図示していないニードルの先端を近接する処理フローを説明する。

[0086] まず、搬送部1402を用いて図示していない対象の試料を試料加工装置1400の内部に搬送する(S1501)。次に、搬送した試料の特定の箇所を図示していない加工部で加工する(S1502)。コンピュータ1403にあらかじめ作成しておいた位置座標検出プログラムと画像センサ1404で撮影された試料の画像を用いて、加工された試料の特定の箇所を検出する(S1503)。この位置座標検出プログラムは図13に示したフローチャートに対応する位置座標検出プログラムを、試料の特定の箇所を検出するように学習したものを用いても良いし、公知の技術によるものでもよい。

[0087] 図13に示したフローチャートに対応する位置座標検出プログラムを用い

た場合は、S 1 3 0 4 に対応するステップで算出された信頼度があらかじめ定めたしきい値より低い場合は、アラームにより操作者に知らせてもよいし、コンピュータ 1 4 0 3 に記憶させた他の位置座標検出プログラムを用いて算出した位置座標と照合し、両者が許容範囲に存在する場合は動作を継続させるようにしてもよい。アラームにより操作者に知らせた場合は、操作者は表示装置 1 6 1 0 に表示された画像センサ 1 4 0 4 の画像と図 1 3 に示したフローチャートの S 1 3 0 3 で求めた重心の位置座標を参照して、動作継続や中断を判断しても良い。

[0088] 動作を継続する場合は、コンピュータ 1 4 0 3 にあらかじめ作成しておいた位置座標検出プログラムと画像センサ 1 4 0 4 で撮影されたニードルの画像を用いて、ニードルの先端を検出する (S 1 5 0 4)。この位置座標検出プログラムは、図 1 3 に示したフローチャートに対応する位置座標検出プログラムを用いる。

[0089] ここで、算出された信頼度があらかじめ定めたしきい値より低い場合は、アラームにより操作者に知らせてもよいし、他の位置座標検出プログラムを用いて算出した位置座標と照合し、両者が許容範囲に存在する場合は動作を継続させるようにしてもよい。アラームにより操作者に知らせた場合は、操作者は表示装置に表示された画像センサの画像と位置座標を参照して、動作継続や中断を判断しても良い。動作を継続する場合は、検出された、試料の特定の箇所の位置座標とニードルの先端の位置座標が近接するようにニードル部 1 4 0 1 を制御して、ニードルを移動する (S 1 5 0 5)。

[0090] 本実施例によれば、実施例 3 で説明したのと同じ方法で重心座標や信頼度を求めるようにしたので、ノイズに対するロバスト性が強くなり、ニードルの先端位置をより高い信頼度で求めることができる。

実施例 5

[0091] 次に、実施例 1 乃至 3 で説明した位置座標検出装置 1 0 0 又は 6 0 0 又は 1 1 0 0 又は 1 8 0 0 を、実際の装置に適用した別の事例を説明する。

[0092] 図 1 6 は、第 5 の実施例に係る試料検査装置 1 6 0 0 の構成例を示すプロ

ック図である。試料検査装置 1600 は、荷電粒子線部 1601、搬送部 1602、コンピュータ 1603 および画像センサ 1604 を備える。荷電粒子線部 1601、搬送部 1602、コンピュータ 1603 および画像センサ 1604 は、バス 1606 を介して接続されている。バス 1606 は、バス 1606 に接続されている各処理部で扱われるデータ、制御情報および解析情報を保持し、もしくは伝送を仲介する。

[0093] 試料検査装置 1600 は、バス 1606 を介して表示装置 1610 および入出力装置 1611 に接続されている。試料検査装置 1600 は、表示装置 1610 および入出力装置 1611 と有線接続されてもよいし、無線接続されてもよい。なお、図 16 では、表示装置 1610 および入出力装置 1611 は、試料検査装置 1600 の外部に設けた例で示したが、試料検査装置 1600 に内蔵されていてもよい。

[0094] 図 17 を用いて、試料の特定の箇所を検出する処理フローを説明する。

[0095] まず、搬送部 1602 を用いて図示していない対象の試料を試料検査装置 1600 の内部に搬送する (S1701)。次に、コンピュータ 1603 にあらかじめ記憶させておいた位置座標検出プログラムと、画像センサ 1604 もしくは荷電粒子線部 1601 で撮影された試料の画像を用いて、試料の特定の箇所を検出する (S1702)。この位置座標検出プログラムは、実施例 3 で図 13 を用いて説明したフローチャートに対応する位置座標検出プログラムを、試料の特定の箇所を検出するように学習したものをを用いる。

[0096] ここで、算出された信頼度があらかじめ定めたしきい値より低い場合は、アラームにより操作者に知らせてもよいし、コンピュータ 1603 に記憶させた他の位置座標検出プログラムを用いて算出した位置座標と照合し、両者が許容範囲に存在する場合は動作を継続させるようにしてもよい。アラームにより操作者に知らせた場合は、操作者は表示装置 1610 に表示された画像センサ 1604 で検出された画像と図 13 に示したフローチャートの S1303 で求めた重心の位置座標を参照して、動作継続や中断を判断してもよい。動作を継続する場合は、検出された、試料の特定の箇所に対して検査を

行う（S1703）。

[0097] 本実施例によれば、実施例3で説明したのと同じ方法で重心座標や信頼度を求めるようにしたので、ノイズに対するロバスト性が強くなり、試料の特定の箇所をより高い信頼度で求めることができる。

符号の説明

[0098] 100、600、1100、1800 位置座標検出装置
 110、610、1110、1810 深層学習モデル
 120、620、1120、1820 位置座標算出部
 130、630、1130 信頼度算出部
 201 被写体画像
 210 訓練画像データ
 220、720 教師データ
 320、420、820、920、1210 推論画像
 1210 推論画像
 1400 試料加工装置
 1600 試料検査装置

請求の範囲

[請求項1] 被写体を撮像した画像上で検出したい位置が特定された訓練画像データと前記訓練画像データ上の前記検出したい位置における前記被写体に対して前記被写体とは独立な形状を呈する画素群を配置して作成した教師画像データとの組み合わせを複数組用いて学習された深層学習モデルと、

位置座標を検出したい新たな被写体の画像を前記深層学習モデルに入力して求めた推論画像データを用いて前記位置座標を算出する位置座標算出部と、

前記深層学習モデルから出力された推論画像データの画素群の情報を用いて前記位置座標算出部で算出した前記位置座標の信頼度を算出する信頼度算出部と、

を備えることを特徴とする位置座標検出装置。

[請求項2] 請求項1に記載の位置座標検出装置において、

前記教師画像データの前記検出したい位置における前記被写体に対して前記被写体の背景とは異なる画素群は、2次元ガウシアン型の画素値からなる前記検出したい位置座標を中心とした円又は多角形であり、前記深層学習モデルがFully Convolutional Encoder-Decoder Networkであり、前記位置座標算出部が前記推論画像データのピーク座標を求める処理を含むことを特徴とする位置座標検出装置。

[請求項3] 請求項1に記載の位置座標検出装置において、

前記教師画像データの前記検出したい位置における前記被写体に対して前記被写体の背景とは異なる画素群は、同一画素値からなる前記検出したい位置座標を中心とした円又は多角形であり、前記深層学習モデルがセマンティックセグメンテーションのための深層学習ネットワークであり、前記位置座標算出部が前記推論画像データの連結成分及び該連結成分の重心を求める処理を含む

ことを特徴とする位置座標検出装置。

[請求項4]

請求項1に記載の位置座標検出装置において、

前記信頼度算出部が、前記推論画像データの前記画素群の大域的な情報と前記教師画像データの前記画素群の形状との違いを数値化する処理を含む

ことを特徴とする位置座標検出装置。

[請求項5]

請求項3に記載の位置座標検出装置において、

前記信頼度算出部が、前記推論画像データの前記画素群の大域的な情報を数値化する処理を含む

ことを特徴とする位置座標検出装置。

[請求項6]

請求項1に記載の位置座標検出装置を含むことを特徴とする試料加工装置。

[請求項7]

請求項1に記載の位置座標検出装置を含むことを特徴とする試料検査装置。

[請求項8]

被写体を撮像した画像上で検出したい位置座標が特定された訓練画像データと、前記訓練画像データ上の前記検出したい位置座標における前記被写体に対して相対的な位置に同一画素値からなる前記検出したい位置座標を中心とした円形状を呈する画素群を配置した教師画像データとの組み合わせを複数個用いて学習された深層学習モデルと、

位置座標を求めたい新たな被写体の画像を前記深層学習モデルに入力して求めた推論画像データを用いて前記新たな被写体の画像における前記求めたい位置座標を算出する位置座標算出部と、
を備えることを特徴とする位置座標検出装置。

[請求項9]

被写体を撮像した画像上で検出したい位置が特定された訓練画像データと前記訓練画像データ上の前記検出したい位置における前記被写体に対して前記被写体とは独立な形状を呈する画素群を配置して作成した教師画像データとの組み合わせを複数組用いて学習された深層学習モデルを作成し、

位置座標を検出したい新たな被写体の画像を前記深層学習モデルに入力して求めた推論画像データを用いて位置座標算出部で前記新たな被写体の検出したい位置の位置座標を算出し、

前記深層学習モデルから出力された推論画像データの画素群の情報を用いて前記位置座標算出部で算出した前記新たな被写体の位置座標の信頼度を信頼度算出部で算出する、
ことを特徴とする位置座標検出方法。

[請求項10]

請求項9に記載の位置座標検出方法において、

前記教師画像データの前記検出したい位置における前記被写体に対して前記被写体の背景とは異なる画素群は、2次元ガウシアン型の画素値からなる前記検出したい位置座標を中心とした円であり、前記深層学習モデルがFully Convolutional Encoder-Decoder Networkであり、前記位置座標算出部が前記推論画像データのピーク座標を求める処理を含む
ことを特徴とする位置座標検出方法。

[請求項11]

請求項9に記載の位置座標検出方法において、

前記教師画像データの前記検出したい位置における前記被写体に対して前記被写体の背景とは異なる画素群は、同一画素値からなる前記検出したい位置座標を中心とした円又は多角形であり、前記深層学習モデルがセマンティックセグメンテーションのための深層学習ネットワークであり、前記位置座標算出部が前記推論画像データの連結成分及び該連結成分の重心を求める処理を含む
ことを特徴とする位置座標検出方法。

[請求項12]

請求項9に記載の位置座標検出方法において、前記信頼度算出部が、前記推論画像データの前記画素群の大域的な情報と前記教師画像データの前記画素群の形状との違いを数値化する処理を含む
ことを特徴とする位置座標検出方法。

[請求項13]

請求項11に記載の位置座標検出方法において、前記信頼度算出部

が前記推論画像データの前記画素群の形状を数値化する処理を含むことを特徴とする位置座標検出方法。

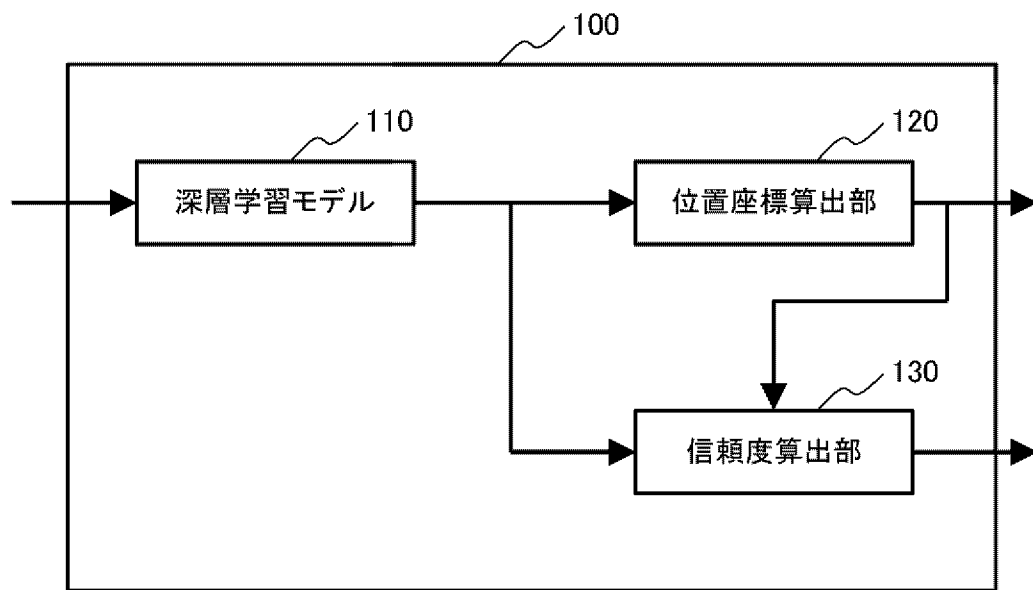
[請求項14] 請求項9に記載の位置座標検出方法を含むことを特徴とする試料加工方法。

[請求項15] 請求項9に記載の位置座標検出方法を含むことを特徴とする試料検査方法。

[請求項16] 被写体を撮像した画像上で検出したい位置座標が特定された訓練画像データと、前記訓練画像データ上の前記検出したい位置座標における前記被写体に対して相対的な位置に同一画素値からなる前記検出したい位置座標を中心とした円形状を呈する画素群を配置した教師画像データとの組み合わせを複数個用いて深層学習モデルを学習し、
位置座標を求めたい新たな被写体の画像を前記深層学習モデルに入力して求めた推論画像データを用いて位置座標算出部で前記新たな被写体の画像における前記求めたい位置座標を算出することを特徴とする位置座標検出方法。

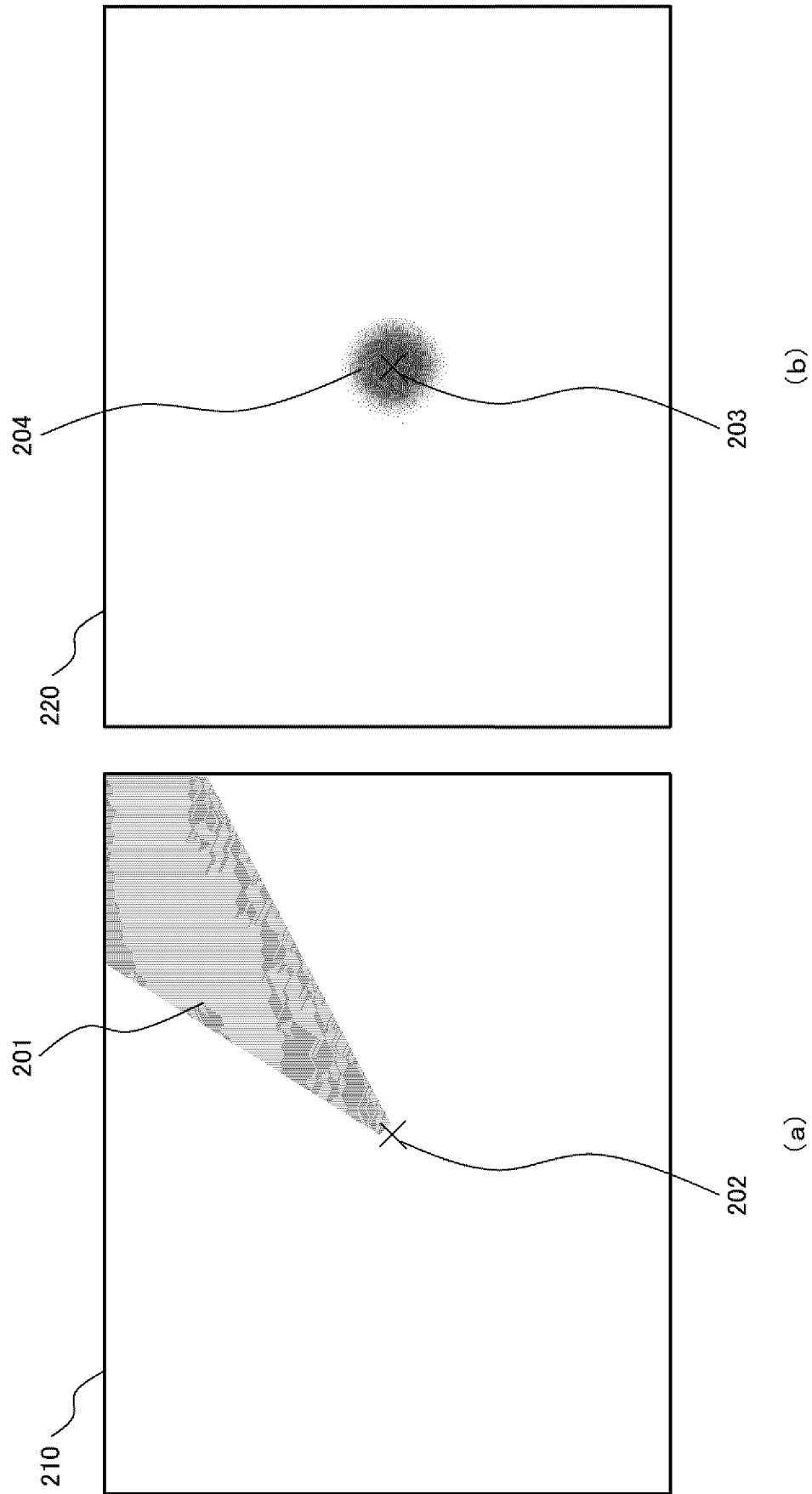
[図1]

図 1



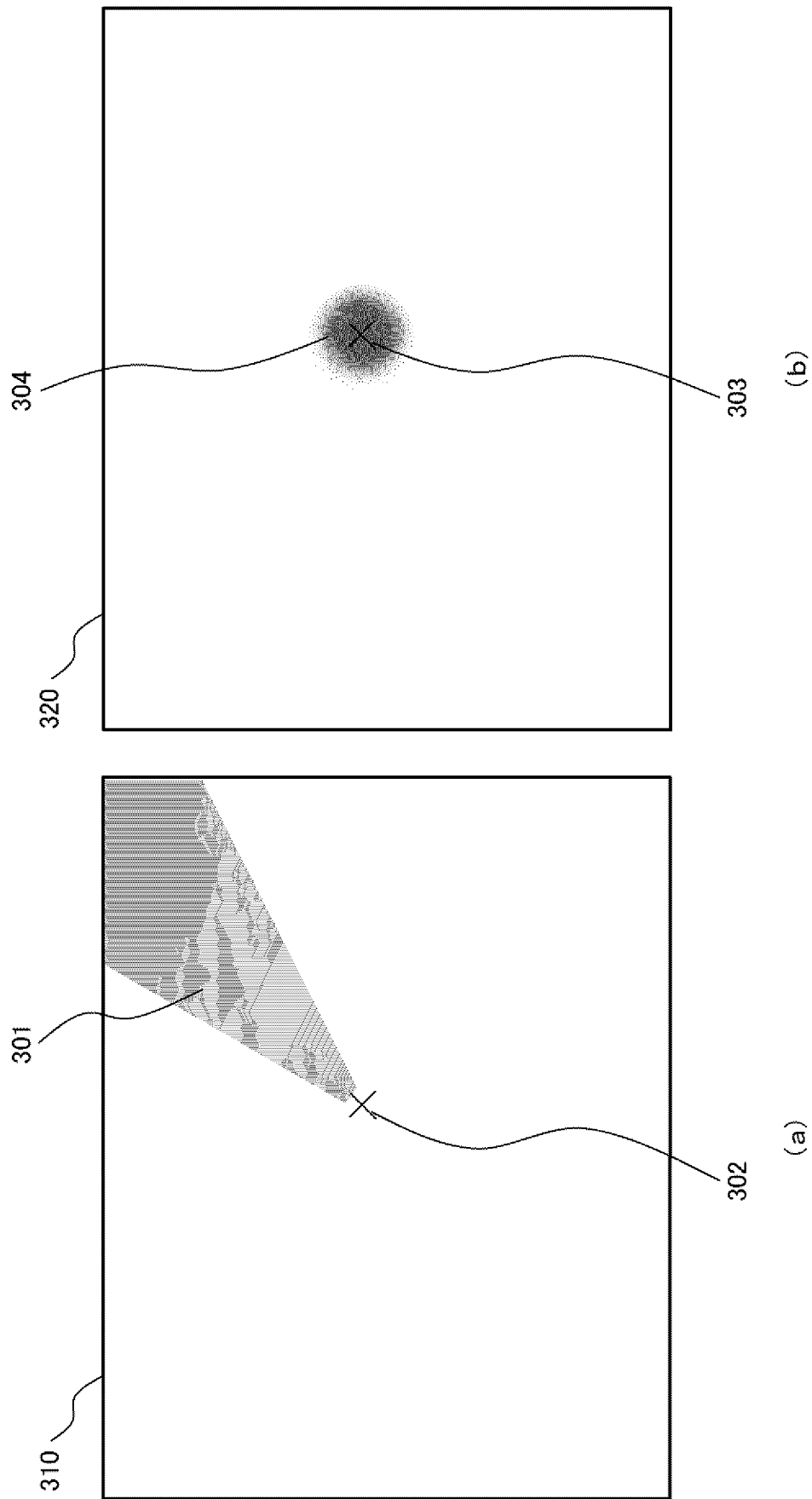
[図2]

図 2



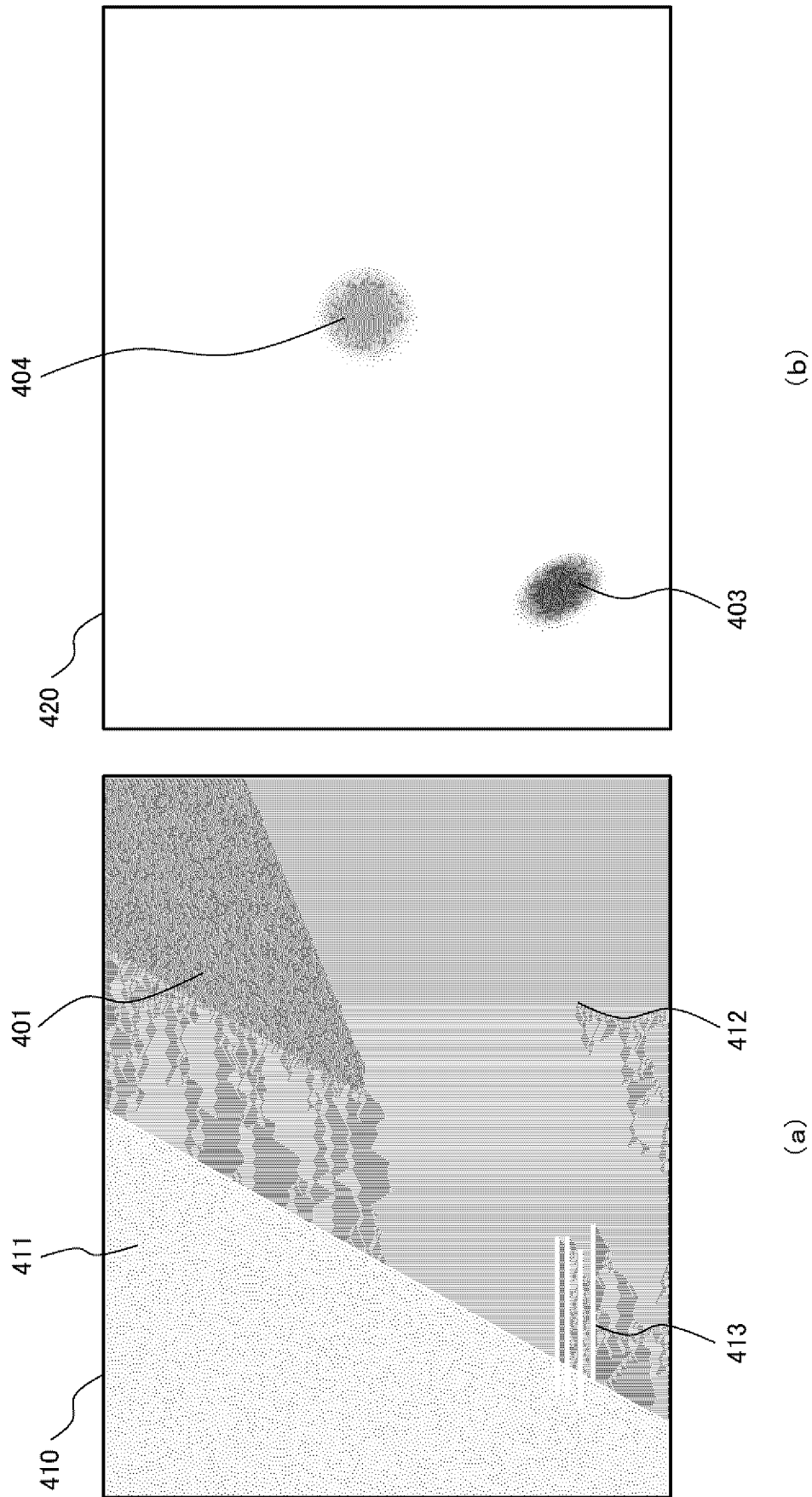
[図3]

図 3



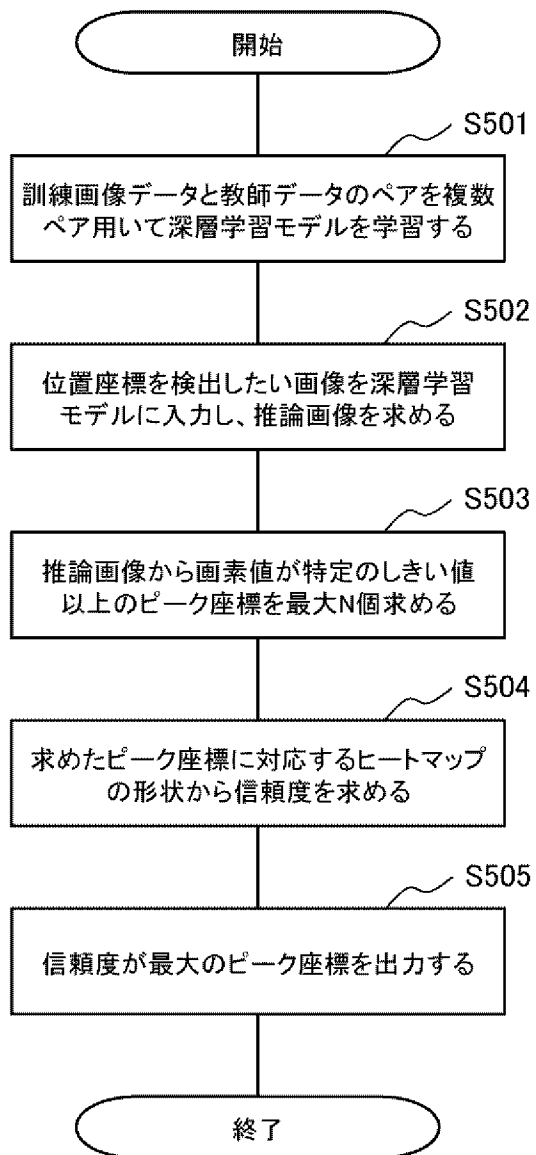
[図4]

図 4



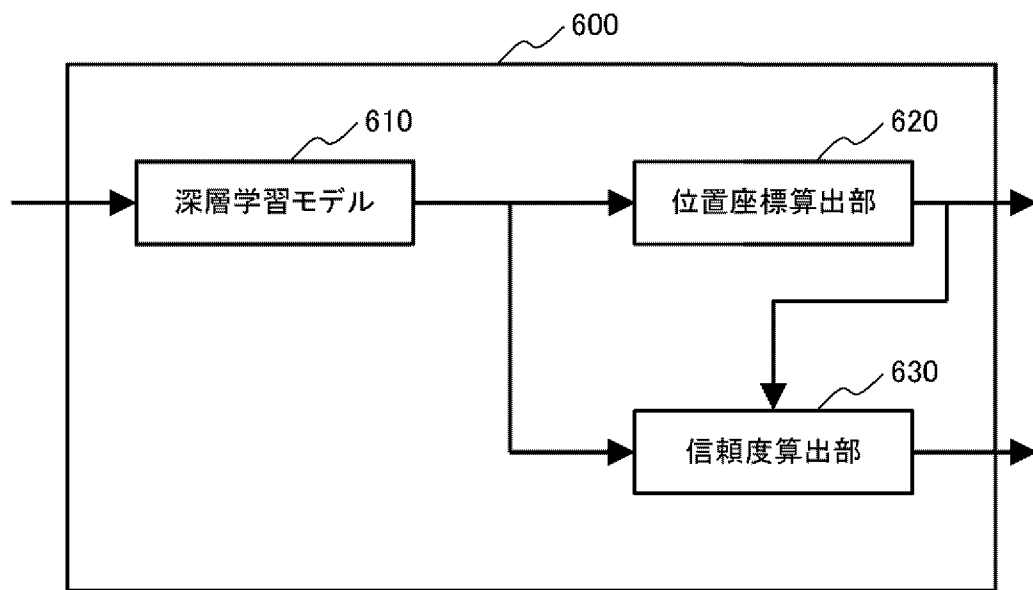
[図5]

図 5



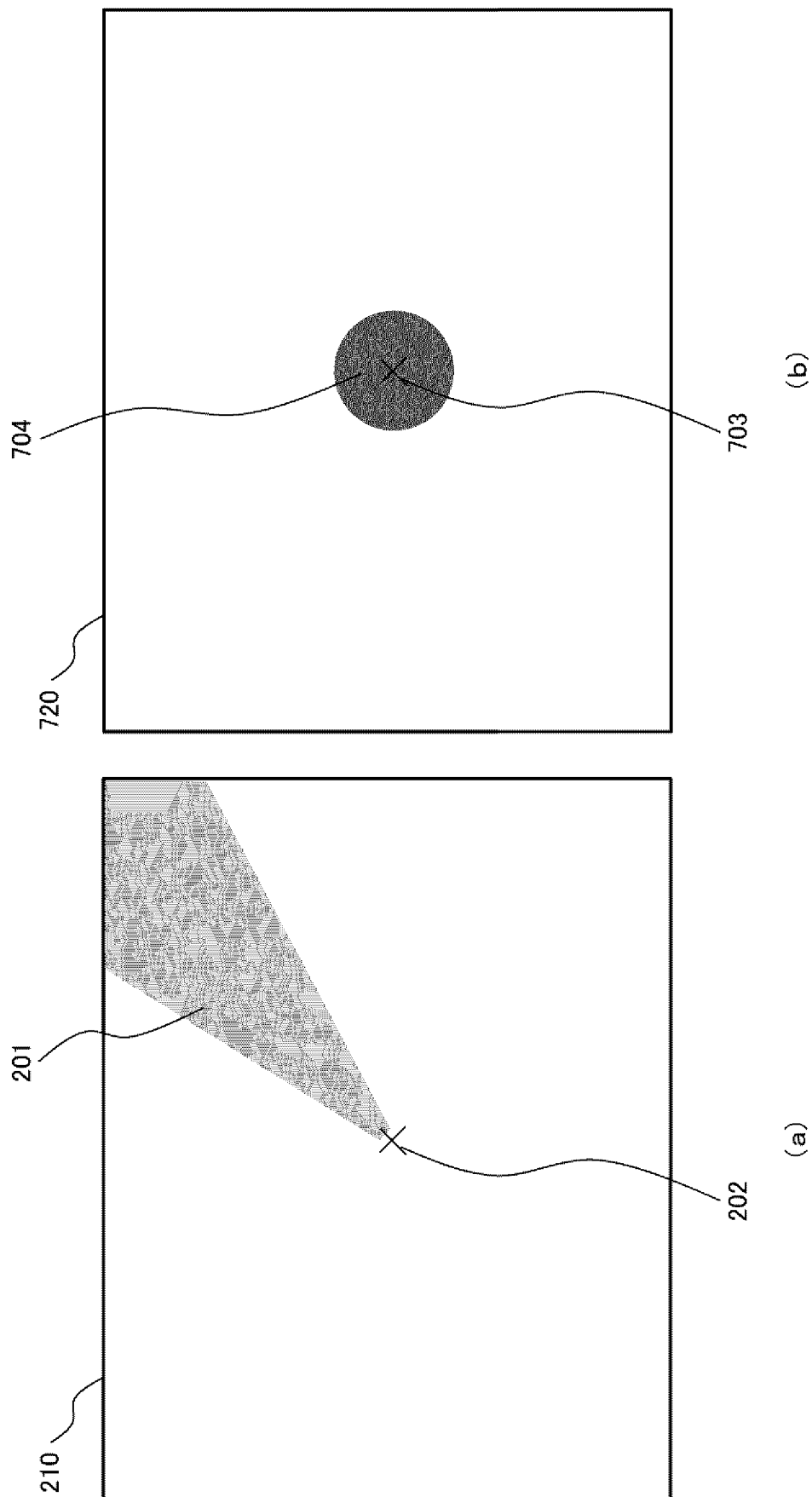
[図6]

図 6



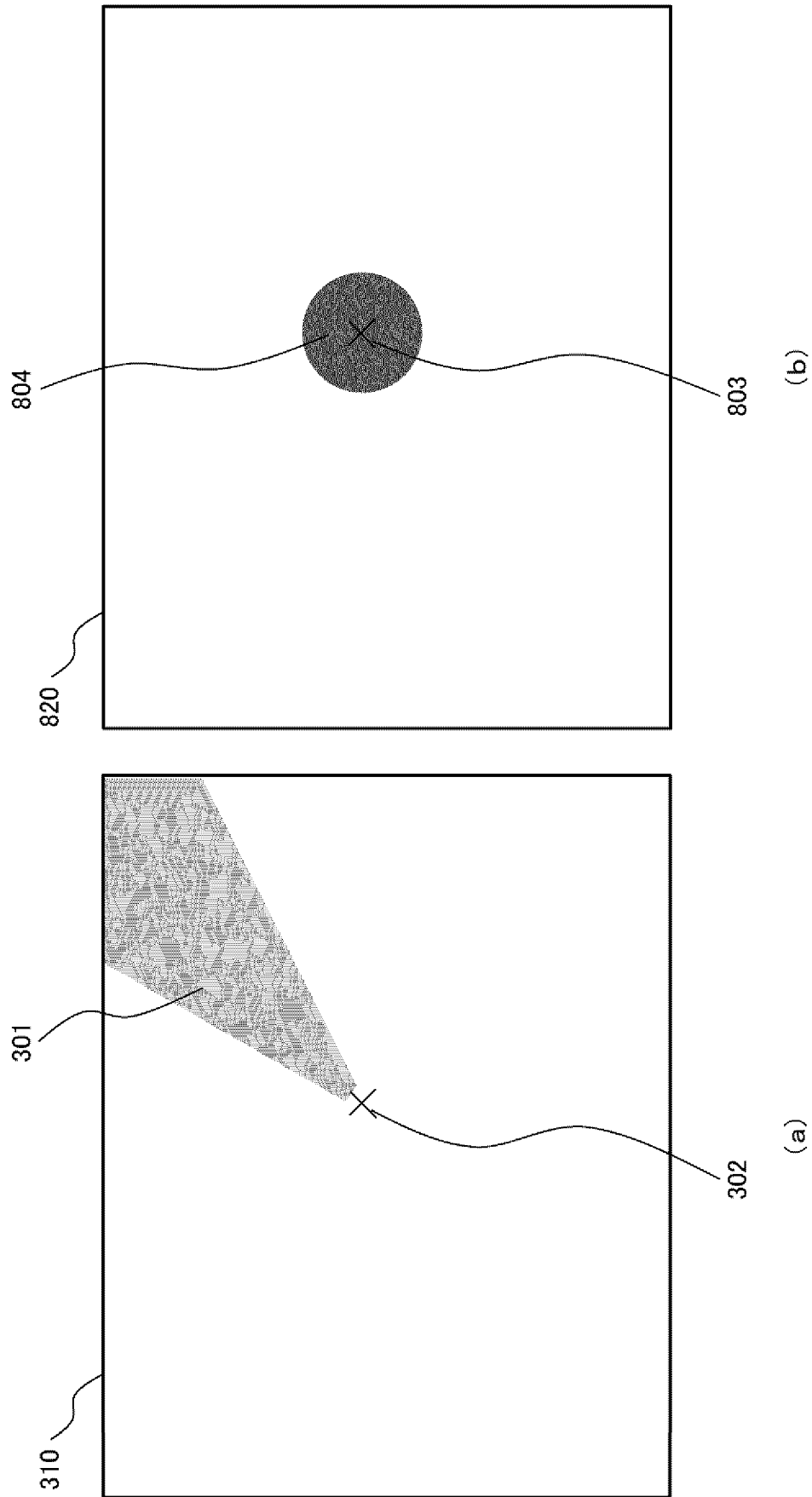
[図7]

図 7



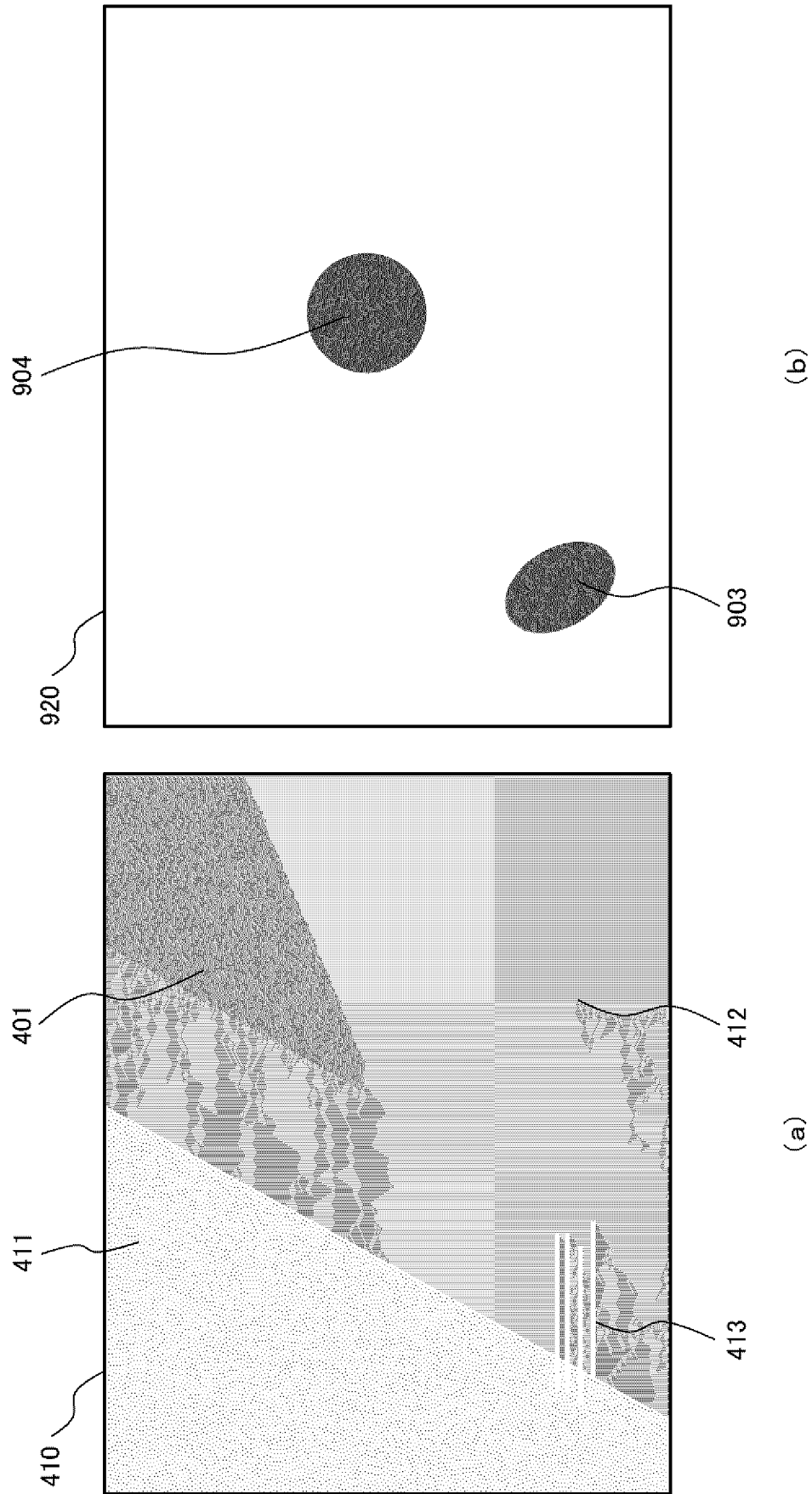
[図8]

8



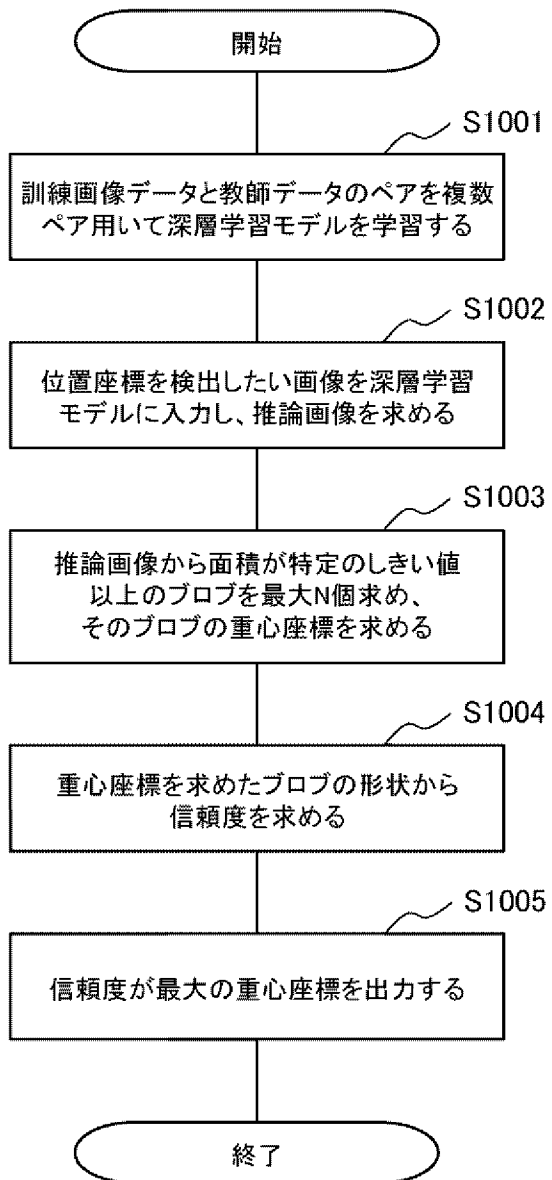
[図9]

図 9



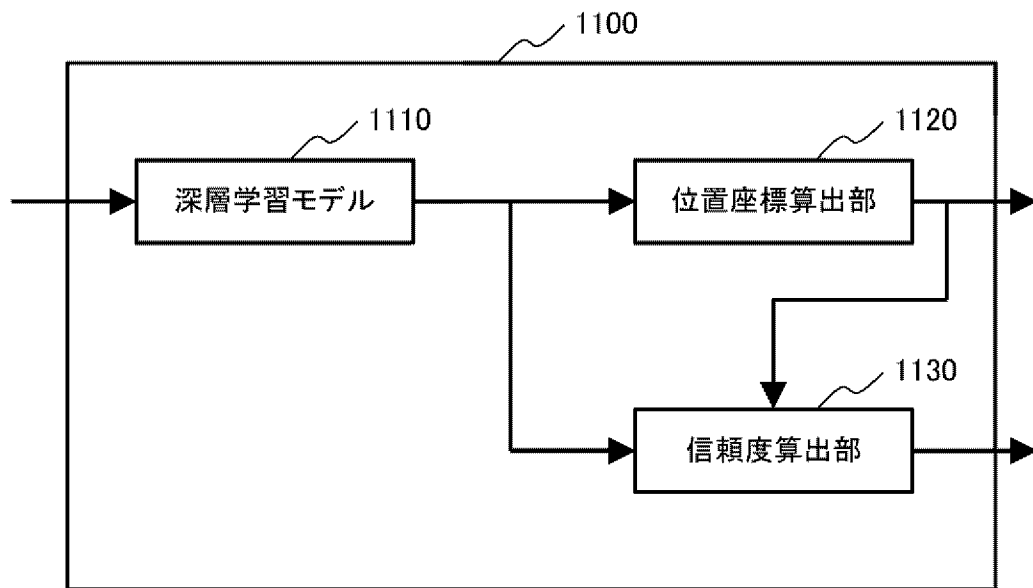
[図10]

図 10



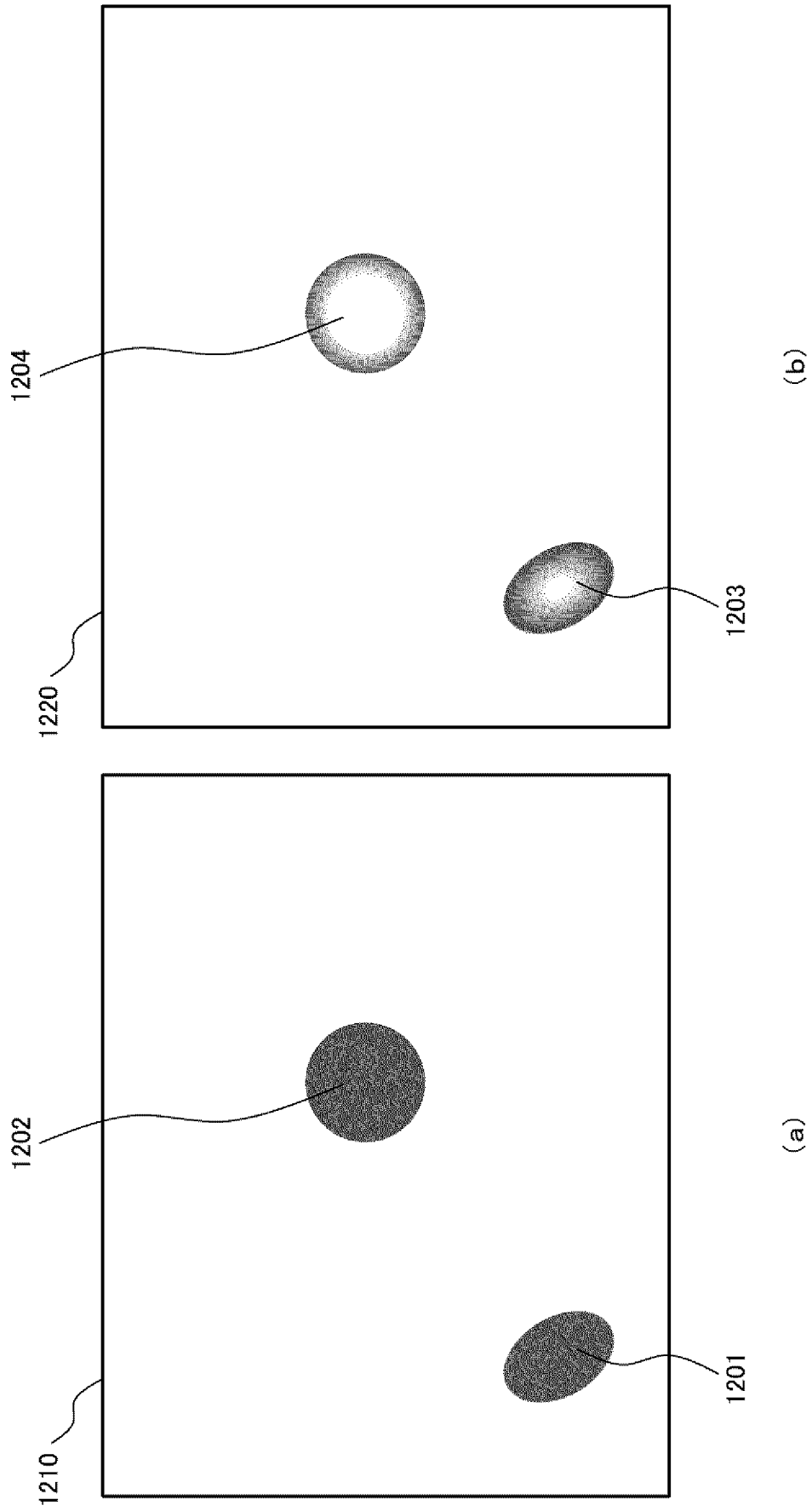
[図11]

図 11



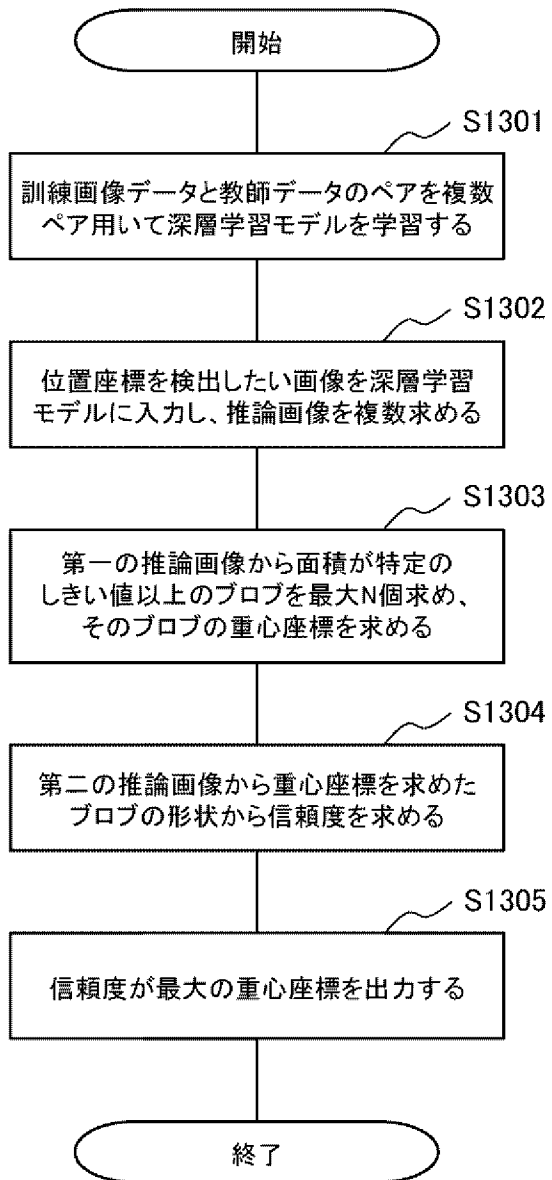
[図12]

図 12

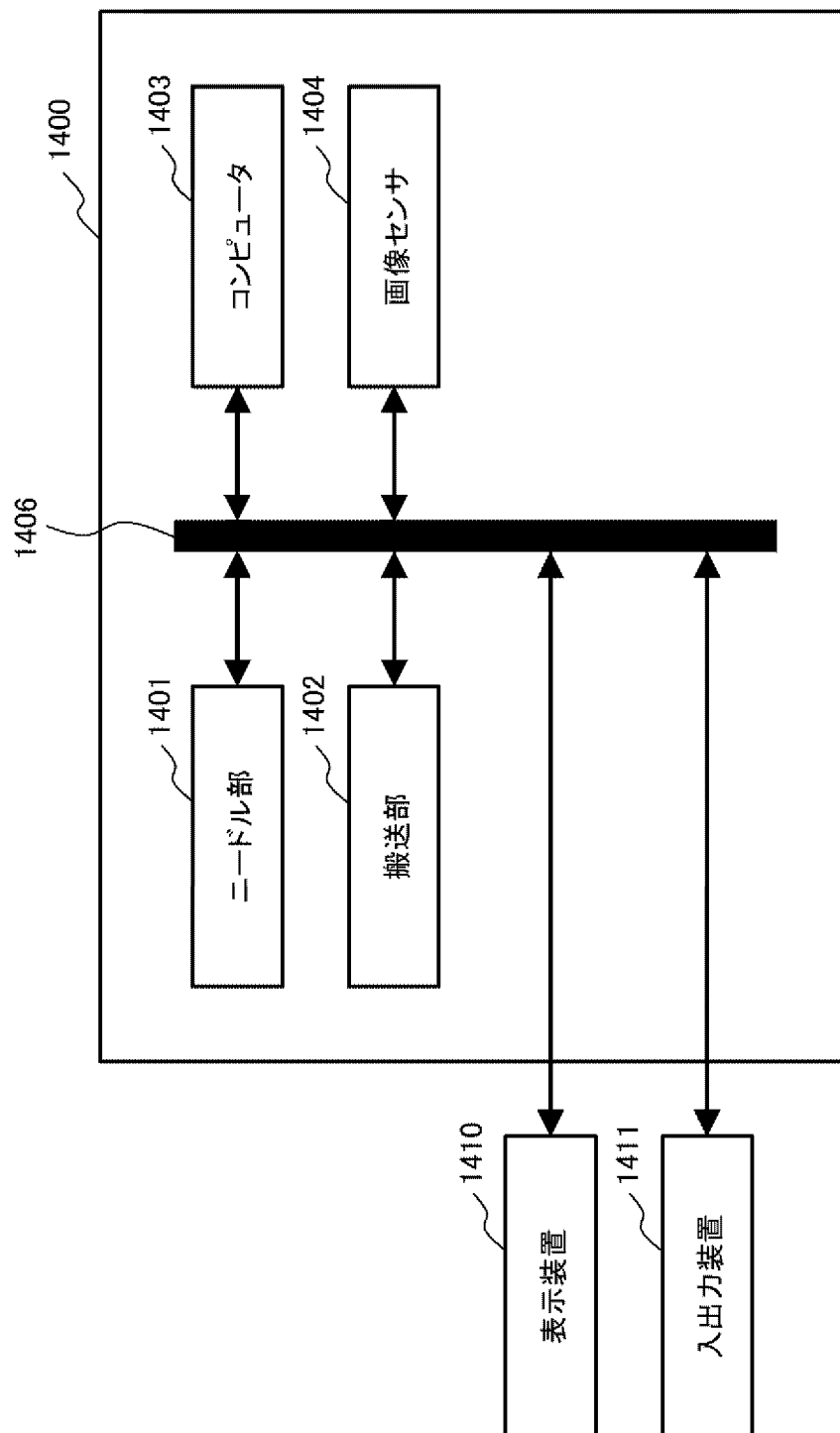


[図13]

図 13

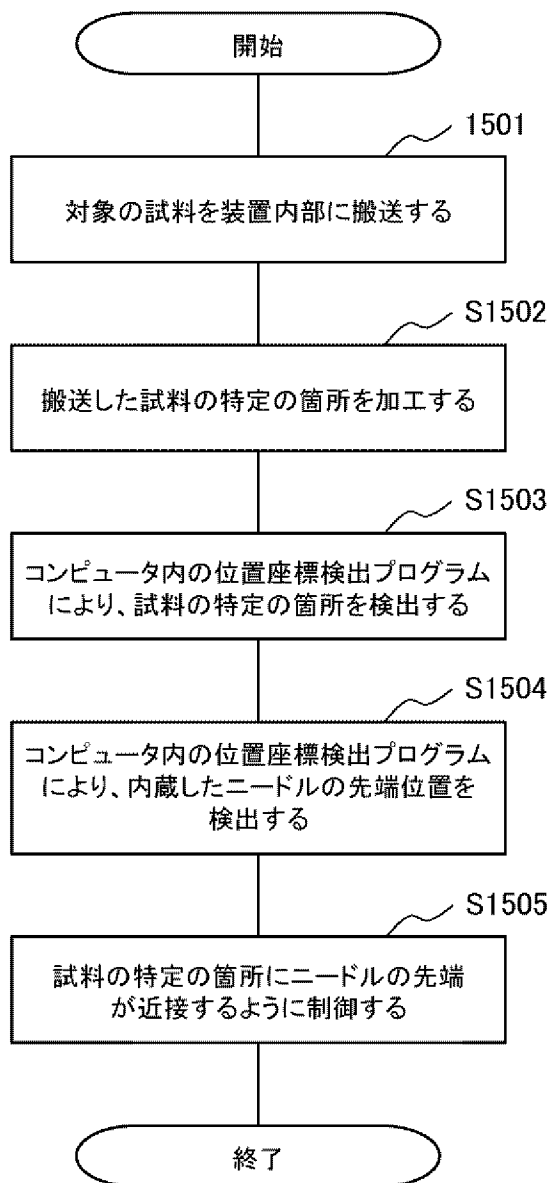


[図14]

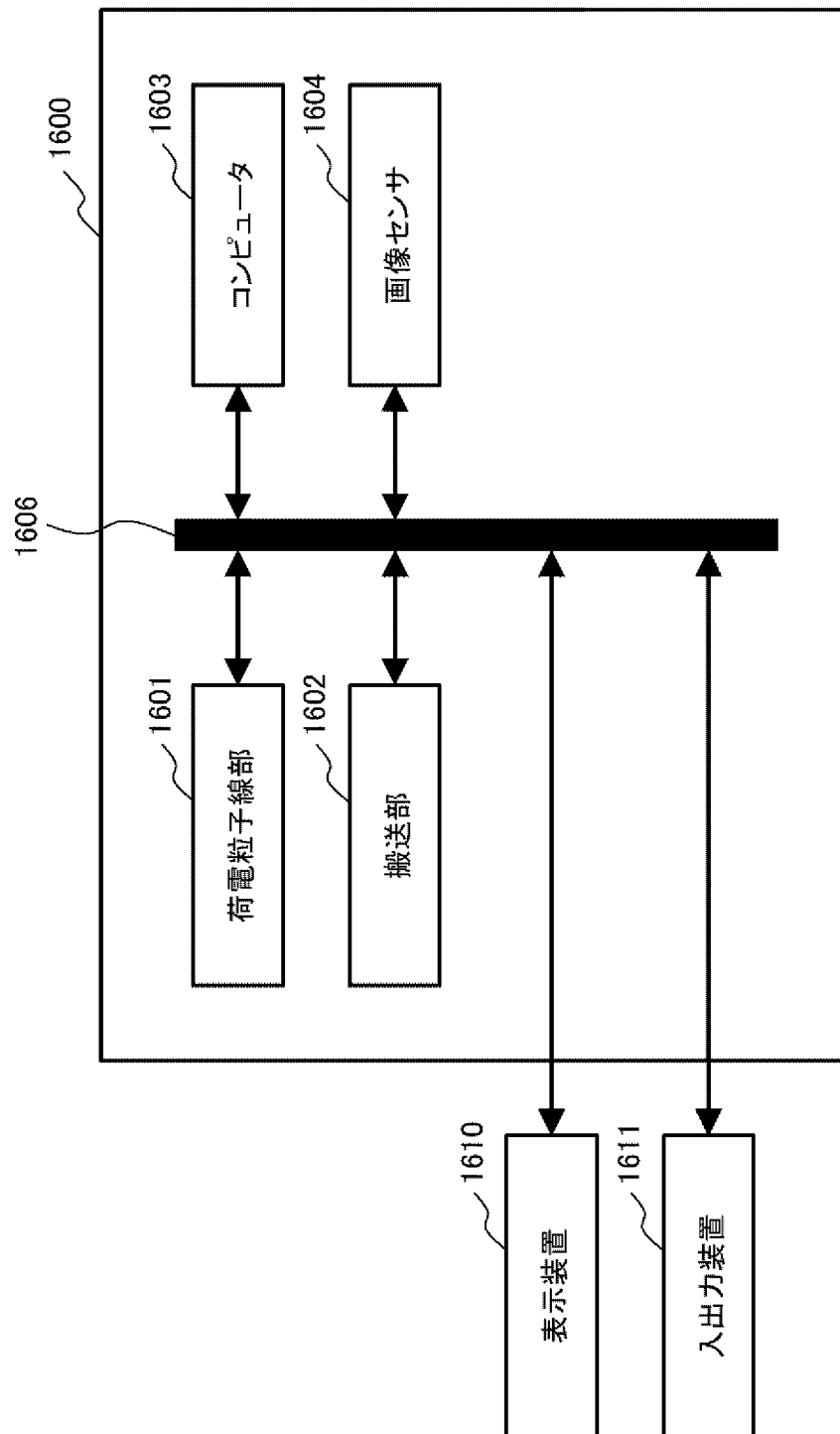


[図15]

図 15

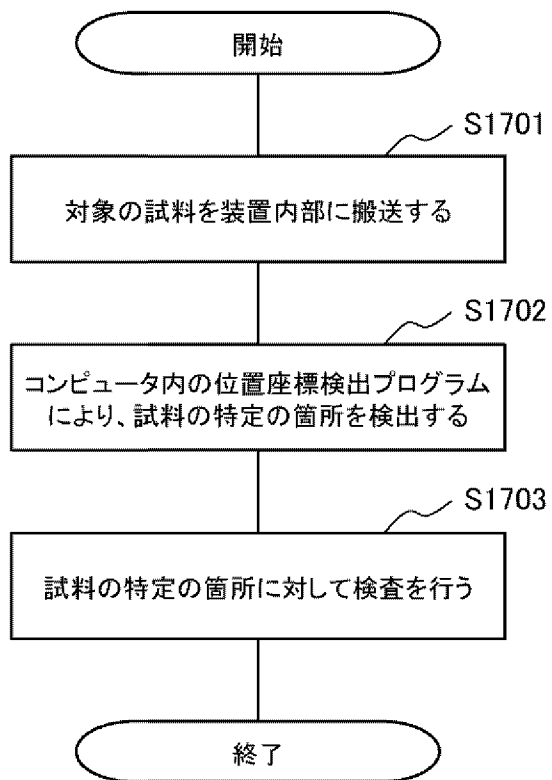


[図16]



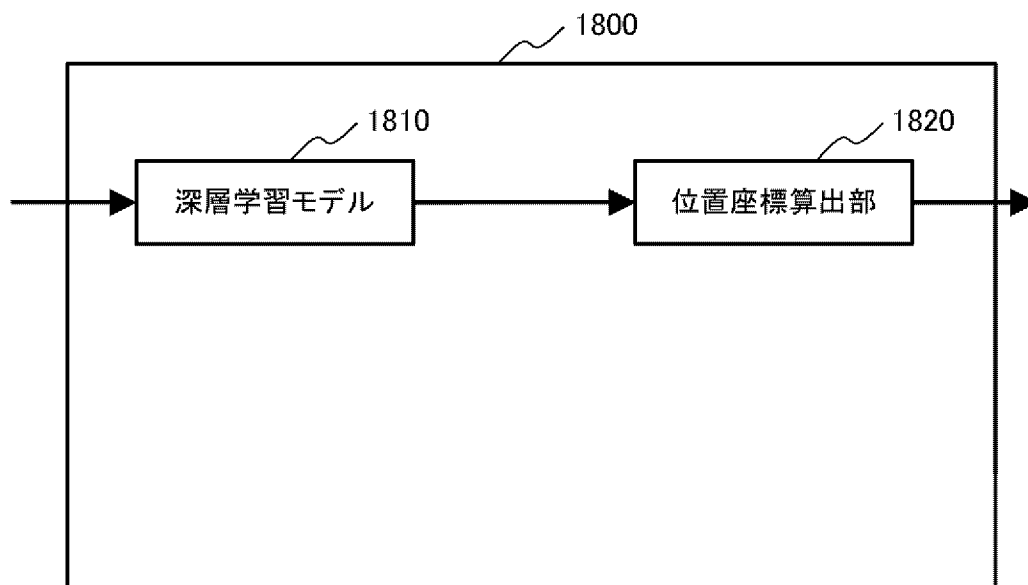
[図17]

図 17



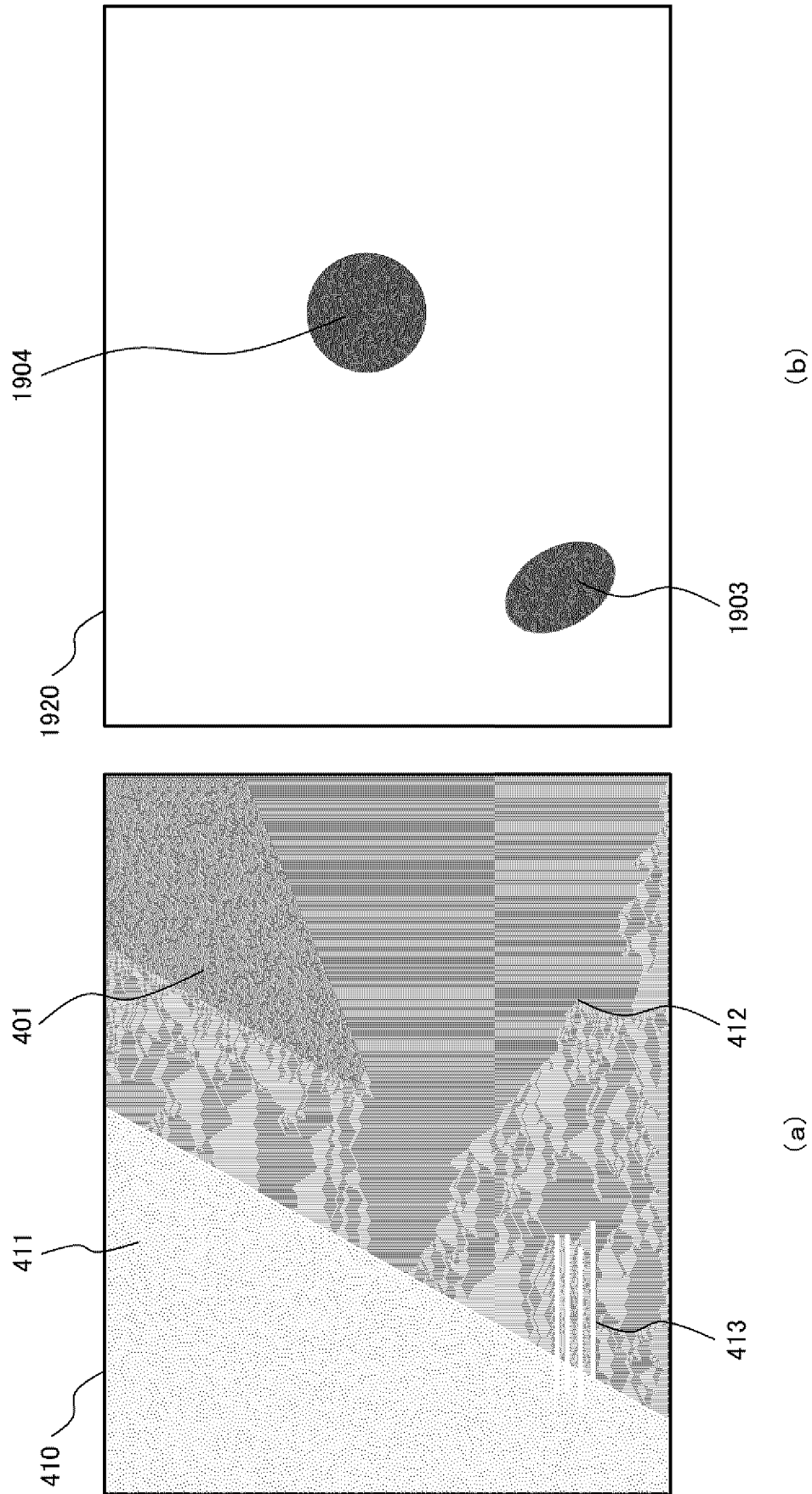
[図18]

図 18



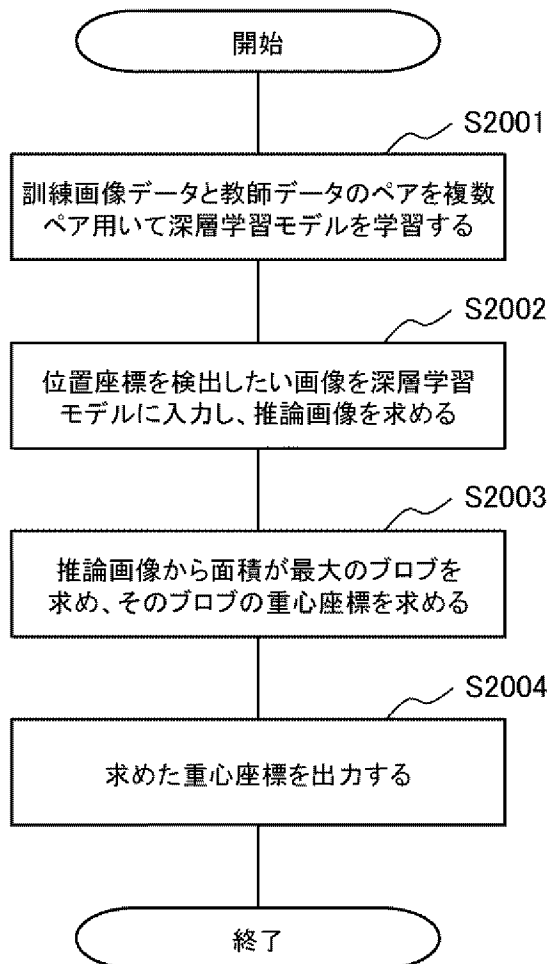
[図19]

図 19



[図20]

図 20



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2021/012616

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06T 7/00(2017.01)i

FI: G06T7/00 350C

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

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.
X	TOMPSON, Jonathan et al. Efficient Object Localization Using Convolutional Networks. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition., 2015, in particular, columns "3.3. Training and Data Augmentation", "5. Results"	1-16

☐ 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

14 June 2021 (14.06.2021)

Date of mailing of the international search report

22 June 2021 (22.06.2021)

Name and mailing address of the ISA/

Japan Patent Office

3-4-3, Kasumigaseki, Chiyoda-ku,

Tokyo 100-8915, Japan

Authorized officer

Telephone No.

A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（IPC）） G06T 7/00(2017.01)i FI: G06T7/00 350C		
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 最小限資料以外の資料で調査を行った分野に含まれるもの 日本国実用新案公報 1922-1996年 日本国公開実用新案公報 1971-2021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 国際調査で使用した電子データベース（データベースの名称、調査に使用した用語）		
C. 関連すると認められる文献		
引用文献の カテゴリー*	引用文献名 及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示	関連する 請求項の番号
X	TOMPSON Jonathan, et al., Efficient Object Localization Using Convolutional Networks, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015 特に「3.3. Training and Data Augmentation」, 「5.Results」欄	1-16
☐ C欄の続きにも文献が列挙されている。 ☐ パテントファミリーに関する別紙を参照。		
* 引用文献のカテゴリー “A” 特に関連のある文献ではなく、一般的技術水準を示すもの “E” 国際出願日前の出願または特許であるが、国際出願日以後に公表されたもの “L” 優先権主張に疑義を提起する文献又は他の文献の発行日若しくは他の特別な理由を確立するために引用する文献（理由を付す） “O” 口頭による開示、使用、展示等に言及する文献 “P” 国際出願日前で、かつ優先権の主張の基礎となる出願の日の後に公表された文献 “T” 国際出願日又は優先日後に公表された文献であって出願と抵触するものではなく、発明の原理又は理論の理解のために引用するもの “X” 特に関連のある文献であって、当該文献のみで発明の新規性又は進歩性がないと考えられるもの “Y” 特に関連のある文献であって、当該文献と他の1以上の文献との、当業者にとって自明である組合せによって進歩性がないと考えられるもの “&” 同一パテントファミリー文献		
国際調査を完了した日	国際調査報告の発送日	
14.06.2021	22.06.2021	
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） ▲広▼島 明芳 5H 9853 電話番号 03-3581-1101 内線 3531	