

(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1月20日(20.01.2022)



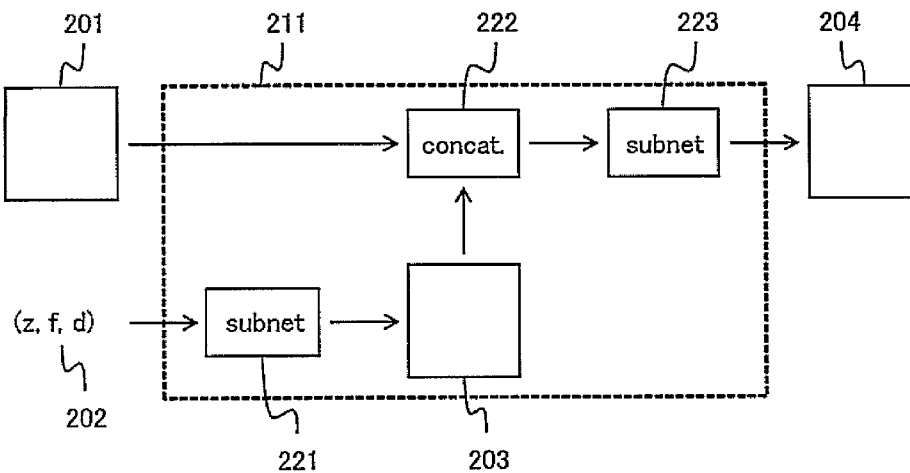
(10) 国際公開番号

WO 2022/014148 A1

- (51) 国際特許分類:
G01B 11/00 (2006.01) *G06T 7/00* (2017.01)
G01C 3/06 (2006.01) *H04N 5/232* (2006.01)
- (21) 国際出願番号: PCT/JP2021/018966
- (22) 国際出願日: 2021年5月19日(19.05.2021)
- (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 2020-123171 2020年7月17日(17.07.2020) JP
- (71) 出願人: キヤノン株式会社 (CANON KABUSHIKI KAISHA) [JP/JP]; 〒1468501 東京都大田区下丸子3-30-2 Tokyo (JP).
- (72) 発明者: 小林 正和 (KOBAYASHI Masakazu); 〒1468501 東京都大田区下丸子3-30-2 キヤノン株式会社内 Tokyo (JP).
- (74) 代理人: 藤元 亮輔 (FUJIMOTO Ryosuke); 〒1000006 東京都千代田区有楽町1-6-4 千代田ビル9階藤元国際特許事務所 Tokyo (JP).
- (81) 指定国(表示のない限り、全ての種類の国内保護が可能): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, 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, 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,

(54) **Title:** IMAGE PROCESSING METHOD, PROGRAM, IMAGE PROCESSING DEVICE, LEARNED MODEL PRODUCTION METHOD, AND IMAGE PROCESSING SYSTEM

(54) 発明の名称: 画像処理方法、プログラム、画像処理装置、学習済みモデルの製造方法、および、画像処理システム



(57) **Abstract:** [Problem] To provide an image processing method capable of highly accurately estimating distance information from defocus blur of a capture image, while restraining a learning load and an amount of stored data for a machine learning model. [Solution] This image processing method comprises: a step for acquiring input data including a capture image and information associated with a state of an optical system used to capture the capture image; and a step for inputting the input data to a machine learning model and estimating distance information of the capture image, wherein the information associated with the state of the optical system includes at least one of a focal length, an F number, and a focus distance.

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: 【課題】機械学習モデルの学習負荷と保持データ量を抑制して、撮像画像のデフォーカスぼけから高精度に距離情報を推定することが可能な画像処理方法を提供する。【解決手段】画像処理方法は、撮像画像と、撮像画像の撮像に用いた光学系の状態に関する情報とを含む入力データを取得する工程と、入力データを機械学習モデルに入力し、撮像画像の距離情報を推定する工程とを有し、光学系の状態に関する情報は、焦点距離、絞り値、またはフォーカス距離の少なくとも一つを含む。

明 細 書

発明の名称：

画像処理方法、プログラム、画像処理装置、学習済みモデルの製造方法、および、画像処理システム

技術分野

[0001] 本発明は、光学系を用いて撮像された撮像画像から、距離情報を推定する画像処理方法に関する。

背景技術

[0002] 非特許文献1には、単一の光学系を用いて撮像された撮像画像のデフォーカスぼけから、機械学習モデルを用いて距離情報を推定する方法が開示されている。

先行技術文献

非特許文献

[0003] 非特許文献1: Physical Cue based Depth-Sensing by Color Coding with Deaberration Network, <https://arxiv.org/abs/1908.00329>

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0004] 非特許文献1に開示された方法は、様々な収差が発生する光学系で撮像した撮像画像から距離情報を推定する場合、推定の精度低下、または学習負荷と保持データ量の増大を招く。光学系では、焦点距離、絞り値、およびフォーカス距離などにより、デフォーカスぼけが変化する。このため、デフォーカスぼけから距離情報を推定するには、以下の2つの方法が考えられる。

[0005] 第1の方法は、光学系で発生し得るデフォーカスぼけ全てを含む学習データで、機械学習モデルを学習する方法である。しかし、学習データに似たよ

うな形状のデフォーカスぼけが複数含まれている場合、各々のデフォーカスぼけに対する距離情報の推定精度は低下する。第2の方法は、光学系で発生し得るデフォーカスぼけを各々、類似する複数のグループに分け、各グループの学習データで個別に機械学習モデルを学習する方法である。しかしこの場合、高倍率なズームレンズなどの様々な収差が発生する光学系では、グループ数が膨大になり、学習負荷と保持データ量（学習した機械学習モデルのウェイトを示すデータの容量）が増大する。このため、距離情報の推定精度と、学習負荷および保持データ量とを両立させることは困難である。

[0006] そこで本発明の目的は、機械学習モデルの学習負荷と保持データ量を抑制して、撮像画像のデフォーカスぼけから高精度に距離情報を推定することが可能な画像処理方法などを提供することである。

課題を解決するための手段

[0007] 本発明の一側面としての画像処理方法は、撮像画像と、前記撮像画像の撮像に用いた光学系の状態に関する情報とを含む入力データを取得する工程と、前記入力データを機械学習モデルに入力し、前記撮像画像の距離情報を推定する工程とを有し、前記光学系の状態に関する情報は、焦点距離、絞り値、またはフォーカス距離の少なくとも一つを含む。

[0008] 本発明の他の目的及び特徴は、以下の実施例において説明される。

発明の効果

[0009] 本発明によれば、機械学習モデルの学習負荷と保持データ量を抑制して、撮像画像のデフォーカスぼけから高精度に距離情報を推定することが可能な画像処理方法などを提供することができる。

図面の簡単な説明

[0010] [図1]実施例1における機械学習モデルの構成を示す図である。

[図2]実施例1における画像処理システムのブロック図である。

[図3]実施例1における画像処理システムの外観図である。

[図4]実施例1におけるデフォーカスぼけの大きさと被写体距離との関係を示す図である。

- [図5]実施例1におけるデフォーカス位置での点像強度分布を示す図である。
- [図6]実施例1におけるレンズステートを変化させたときのデフォーカスぼけの大きさと被写体距離との関係を示す図である。
- [図7]実施例1乃至3におけるウェイトの学習に関するフローチャートである。
- [図8]実施例1における推定画像の生成に関するフローチャートである。
- [図9]実施例2における機械学習モデルの構成を示す図である。
- [図10]実施例2における画像処理システムのブロック図である。
- [図11]実施例2における画像処理システムの外観図である。
- [図12]実施例2における撮像素子と光学系のイメージサークルとの関係を示す図である。
- [図13]実施例2における推定画像の生成に関するフローチャートである。
- [図14]実施例3における画像処理システムのブロック図である。
- [図15]実施例3における画像処理システムの外観図である。
- [図16]実施例3における推定画像の生成に関するフローチャートである。

発明を実施するための形態

- [0011] 以下、本発明の実施例について、図面を参照しながら詳細に説明する。各図において、同一の部材については同一の参照符号を付し、重複する説明は省略する。
- [0012] 本実施例の具体的な説明を行う前に、本発明の要旨を説明する。本発明は、単一の光学系を用いて撮像された撮像画像のデフォーカスぼけから、機械学習モデルを用いて距離情報を推定する。デフォーカスぼけの形状は合焦位置からの距離に応じて変化するため、この性質を利用して距離情報を推定することができる。機械学習モデルは、例えば、ニューラルネットワーク、遺伝的プログラミング、またはベイジアンネットワークなどを含む。ニューラルネットワークは、CNN (Convolutional Neural Network) などを含む。機械学習モデルに入力される入力データは、撮像画像と、撮像画像を撮像した際の光学系の状態に関する情報とを含む。

光学系の状態は、例えば、光学系の焦点距離、絞り値、またはフォーカス距離などであるが、これらに限定されるものではない。

[0013] 機械学習モデルの学習と学習後の推定において、光学系の状態に関する情報を入力することで、機械学習モデルは撮像画像に作用しているデフォーカスぼけが光学系のどの状態で発生したものか特定することができる。これにより、機械学習モデルは、学習に様々な形状のデフォーカスぼけが含まれていても、光学系の状態ごとに異なる距離情報の推定を行うウェイトを学習する。このため、各デフォーカスぼけに対して高精度な距離情報を推定することができる。したがって、距離情報の推定精度の低下を抑制し、様々な形状のデフォーカスぼけを含む学習データを一括で学習することが可能となる。その結果、学習負荷と保持データ量を抑制して、撮像画像のデフォーカスぼけから高精度に距離情報を推定することができる。

[0014] なお以下では、機械学習モデルのウェイトを学習する段階のことを学習フェーズとし、学習済みのウェイトを用いた機械学習モデルで距離情報の推定を行う段階のことを推定フェーズとする。

実施例 1

[0015] まず、図2および図3を参照して、本発明の実施例1における画像処理システムについて説明する。図2は、画像処理システム100のブロック図である。図3は、画像処理システム100の外観図である。

[0016] 画像処理システム100は、学習装置101、撮像装置（画像処理装置）102、およびネットワーク103を有する。学習装置101と撮像装置102は、有線または無線であるネットワーク103を介して接続される。学習装置101は、記憶部111、取得部112、演算部113、および更新部114を有し、機械学習モデルで距離情報の推定を行うためのウェイトを学習する（学習済みモデルを製造する）。撮像装置102は、被写体空間を撮像して撮像画像を取得し、撮像後または予め読み出したウェイトの情報を用いて、撮像画像から距離情報の推定をする。学習装置101で実行されるウェイトの学習、および、撮像装置102で実行される距離情報の推定に関

する詳細については後述する。

[0017] 撮像装置 102 は、結像光学系（光学系）121 および撮像素子 122 を有する。結像光学系 121 は、被写体空間から入射した光を集光し、光学像（被写体像）を形成する。撮像素子 122 は、光学像を光電変換によって電気信号へ変換し、撮像画像を生成する。撮像素子 122 は、例えば CCD（Charge Coupled Device）センサや、CMOS（Complementary Metal-Oxide Semiconductor）センサなどである。

[0018] 画像処理部 123 は、取得部（取得手段）123a および距離推定部（推定手段）123b を有し、撮像画像から距離情報を推定した推定画像（距離情報画像）を生成する。推定画像の生成には、学習装置 101 で学習された学習済みのウェイトの情報が用いられる。ウェイトの情報は、記憶部 124 に記憶されている。記録媒体 125 は、推定画像を保存する。または、記録媒体 125 に撮像画像を保存し、画像処理部 123 が該撮像画像を読み込んで推定画像を生成してもよい。表示部 126 は、ユーザの指示に従って、記録媒体 125 に保存された推定画像を表示する。システムコントローラ 127 は、上記の一連の動作を制御する。

[0019] 次に、図 4 を参照して、デフォーカスぼけの形状と被写体距離に関して説明する。図 4 は、デフォーカスぼけの大きさと被写体距離との関係を示す図であり、軸上におけるデフォーカスぼけの大きさ（ピクセル）と被写体距離（mm）との関係を幾何光学的に計算した結果を示す。図 4 において、横軸は被写体距離（mm）、縦軸はデフォーカスぼけの大きさ（px）をそれぞれ示す。計算条件は、合焦位置 2500 mm、F 値 1.4、焦点距離 50 mm、画素ピッチ 5.5 μ m としている。

[0020] 被写体が合焦位置から離れる程、デフォーカスぼけのサイズは大きくなる。例えば、被写体距離が 5000 mm の場合は約 65 ピクセルであり、被写体距離が 6000 mm の場合は約 75 ピクセルとなる。一方で、被写体距離が 1700 mm の場合も約 65 ピクセルであり、被写体距離が 5000 mm

の場合とデフォーカスぼけの大きさが同じである。しかし、実際の光学系においては、収差の影響によりPSF (Point Spread Function) の大きさは同じでも強度分布が異なる。なお本実施例において、PSFの大きさはPSFが強度を持つ範囲に相当し、PSFの形状とはPSFの強度分布に相当する。このため、5000mmと1700mmにおけるデフォーカスぼけを区別して距離情報の推定が可能である。具体的には、強度分布が異なることで、ガウスぼけ、玉ぼけ、二線ぼけ等の違いが生じる。

[0021] ここで、図5を参照して、二線ぼけ、玉ぼけ、ガウスぼけについて説明する。図5(A)は、二線ぼけの点像強度分布(PSF)を示す図である。図5(A)において、横軸は空間座標(位置)、縦軸は強度を示す。この点は、後述の図5(B)、(C)に関しても同様である。図5(A)に示されるように、二線ぼけは、ピークが分離したPSFを有する。デフォーカス距離におけるPSFが図5(A)のような形状を有する場合、本来は1本の線である被写体が、デフォーカスした際に2重にぼけているように見える。図5(B)は、玉ぼけのPSFを示す図である。玉ぼけは、強度がフラットなPSFを有する。図5(C)は、ガウスぼけのPSFを示す図である。ガウスぼけは、ガウス分布のPSFを有する。以上のように、デフォーカスぼけの形状と被写体距離との間には相関関係があり、デフォーカスぼけの形状から距離情報の推定が可能である。

[0022] 次に、図6を参照して、デフォーカスぼけの形状とレンズステート(焦点距離、絞り値、フォーカス距離)に関して説明する。デフォーカスぼけの形状は、レンズステートに応じて変化する。図6は、レンズステートを変化させたときのデフォーカスぼけの大きさと被写体距離との関係を示す図である。図6は、図4のレンズステートから、焦点距離、絞り値、およびフォーカス距離を変化させたときの、軸上におけるデフォーカスぼけの大きさ(ピクセル)と被写体距離(mm)との関係を幾何光学的に計算した結果を示している。図6の結果は、図4のレンズステートから焦点距離を80mm(二点

鎖線 1001)、絞り値を F2.8 (一点鎖線 1002)、フォーカス距離を 5000mm (点線 1003) に変化させた場合である。

[0023] 図6に示されるように、レンズステートに応じてデフォーカスぼけの大きさと被写体距離の関係が変化している。すなわち、レンズステートが変化すると、特定のデフォーカスぼけの大きさに対応する被写体距離が多数存在することになる。上述したように、特定のレンズステートにおけるデフォーカスは数が少ないため、PSFの強度分布から距離情報の推定が可能である。しかし、学習するデフォーカスぼけの数が増えると、デフォーカスぼけの形状のみから距離情報を推定することは難しく、推定精度が低下する。そこで本実施例では、撮像画像と共に光学系の状態に関する情報を機械学習モデルに入力することで、光学系の状態ごとに異なる距離情報の推定を行うウェイトを学習する。これにより、各デフォーカスぼけに対して高精度な距離情報の推定が可能となる。

[0024] 次に、図7を参照して、学習装置101で実行されるウェイトの学習（学習フェーズ）について説明する。図7は、ウェイトの学習（学習済みモデルの製造方法）に関するフローチャートである。図7の各ステップは、主に、学習装置101の各部により実行される。なお本実施例では、機械学習モデルとしてCNNを使用するが、他のモデルについても同様に適用可能である。

[0025] まずステップS101において、取得部112は、記憶部111から1組以上の正解画像と訓練入力データを取得する。訓練入力データは、CNNの学習フェーズにおける入力データである。訓練入力データは、訓練画像と、訓練画像に対応する光学系の状態に関する情報とを含む。訓練画像と正解画像は、デフォーカスぼけの作用した画像とデフォーカスぼけに対応した距離情報画像のペアである。訓練画像はデフォーカスぼけの作用した画像であり、正解画像はデフォーカスぼけに対応した距離情報画像である。距離情報画像は、訓練画像の1つのチャンネル成分と同じ要素数（画素数）である。一例として、距離情報画像が、被写体距離の取り得る範囲に基づいて正規化さ

れた数値を有する場合を示す。Lを被写体距離とし、被写体距離の最小値および最大値をそれぞれ $L_{\min}$ 、 $L_{\max}$ とする。このとき、正規化された l は、以下の式(1)で求められる。

[0026] [数1]

$$l = \frac{L - L_{\min}}{L_{\max} - L_{\min}} \quad \dots \quad (1)$$

[0027] なお、数値の取り方に制限はなく、最至近を1とし、撮像装置から最も離れた距離を0としてもよい。また、被写体距離の取り得る範囲に基づいて正規化された数値ではなく、取り得るデフォーカスぼけの大きさに基づいて正規化された数値を距離情報画像としてもよい。この場合、フォーカス距離の前後で同じ大きさのデフォーカスぼけが存在する。そのため、前ぼけと後ぼけを区別できる情報を有していることが望ましい。例えば、距離情報画像の1チャンネル目をデフォーカスぼけの大きさに基づいて正規化された数値とし、2チャンネル目をフォーカス距離に対する前後の位置関係を示す数値とすればいい。1枚の訓練画像には、特定の焦点距離、絞り値、フォーカス距離におけるデフォーカスぼけが作用している。

[0028] 訓練画像に対応する光学系の状態に関する情報とは、特定の焦点距離、絞り値、またはフォーカス距離の少なくとも一つを示す情報である。換言すると、光学系の状態に関する情報とは、訓練画像に作用しているデフォーカスぼけを特定する情報である。本実施例において、光学系の状態に関する情報は、焦点距離、絞り値、およびフォーカス距離の全てを含む。ただし本実施例は、これに限定されるものではなく、光学系の状態に関する情報は、焦点距離、絞り値、およびフォーカス距離の一部のみを含むものでもよく、また、他の情報を含んでもよい。

[0029] 以下、記憶部111に記憶されている、正解画像と訓練入力データの生成方法の例を示す。第一の例は、原画像を被写体として、撮像シミュレーションを行う方法である。原画像は、実写画像やCG(Computer Gr

aphics) 画像などである。様々な被写体に対して正しく距離情報の推定を行うことができるように、原画像は、様々な強度と方向を有するエッジや、テクスチャ、グラデーション、平坦部などを有する画像であることが望ましい。原画像は、1枚でも複数枚でもよい。訓練画像は、デフォーカスぼけを原画像に作用させて撮像シミュレーションを行った画像である。

[0030] 本実施例では、結像光学系121の状態(Z , F , D)で発生するデフォーカスぼけを作用させる。ここで、 Z は焦点距離、 F は絞り値、 D はフォーカス距離の状態を示す。撮像素子122が複数の色成分を取得する場合、各色成分のデフォーカスぼけを原画像に作用させる。デフォーカスぼけの作用は、原画像に対してPSF(Point Spread Function)を畳み込むか、または原画像の周波数特性とOTF(Optical Transfer Function)の積をとることで実行できる。(Z , F , D)で指定されるデフォーカスぼけを作用させた訓練画像に対応する光学系の状態に関する情報は、(Z , F , D)を特定する情報である。

[0031] 正解画像は、デフォーカスぼけに対応した距離情報画像である。正解画像と訓練画像は、未現像のRAW画像でも現像後の画像でもよい。1枚以上の原画像に対し、複数の異なる(Z , F , D)のデフォーカスぼけを作用させ、複数組の正解画像と訓練画像を生成する。本実施例では、結像光学系121で発生するデフォーカスぼけ全てに対する距離情報の推定を、一括で学習する。故に、(Z , F , D)を結像光学系121が取り得る範囲で変化させ、複数組の正解画像と訓練画像を生成する。また、同一の(Z , F , D)においても、像高とアジマスに依存して複数のデフォーカスぼけが存在するため、異なる像高とアジマスごとにも正解画像と訓練画像の組を生成する。

[0032] 好ましくは、原画像は、撮像素子122の輝度飽和値よりも高い信号値を有する。これは、実際の被写体においても、特定の露出条件で撮像装置102により撮像を行った際、輝度飽和値に収まらない被写体が存在するためである。正解画像は、原画像を撮像素子122の輝度飽和値で信号をクリップすることにより生成される。訓練画像は、ぼけを作用させた後、輝度飽和値

によってクリップすることで生成される。

[0033] 正解画像と訓練入力データの生成方法の第二の例は、結像光学系 1 2 1 と撮像素子 1 2 2 による実写画像を使用する方法である。結像光学系 1 2 1 が (Z, F, D) の状態で撮像し、訓練画像を得る。訓練画像に対応する光学系の状態に関する情報は、(Z, F, D) を特定する情報である。正解画像は、訓練画像を撮影する際に距離情報を取得することで得られる。距離情報は、ToF (Time Of Flight) センサ等を使用するか、撮像した被写体が全画角で同一距離の場合は、メジャー等の計測器具を使用することでも取得することができる。なお、前述の 2 つの方法で生成した訓練画像と正解画像とから、既定の画素数の部分領域を抽出して学習に用いてもよい。

[0034] 続いて、図 7 のステップ S 1 0 2 において、演算部 1 1 3 は、訓練入力データを CNN へ入力し、出力画像を生成する。ここで、図 1 を参照して、本実施例における出力画像の生成に関して説明する。図 1 は、機械学習モデルの構成を示す図である。訓練入力データは、訓練画像 2 0 1 と光学系の状態に関する情報 (z, f, d) 2 0 2 とを含む。訓練画像 2 0 1 は、グレースケールでも、複数のチャンネル成分を有していてもよい。正解画像も同様である。(z, f, d) 2 0 0 は、正規化された (Z, F, D) である。正規化は、焦点距離、絞り値、およびフォーカス距離のそれぞれに関して、結像光学系 1 2 1 の取り得る範囲に基づいて行われる。

[0035] 例えば、Z を焦点距離、F を絞り値、D を撮像装置 1 0 2 からフォーカス被写体までの距離の絶対値の逆数とする。結像光学系 1 2 1 の焦点距離 Z の最小値と最大値をそれぞれ Z_{min} 、 Z_{max} 、絞り値 F の最小値と最大値をそれぞれ F_{min} 、 F_{max} 、フォーカス可能な距離の絶対値の逆数 D の最小値と最大値をそれぞれ D_{min} 、 D_{max} とする。ここで、フォーカス可能な距離が無限遠の場合、 $D_{min} = 1 / |\infty| = 0$ である。正規化された (z, f, d) は、以下の式 (2) で求められる。

[0036]

[数2]

$$x = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}, (x = \{z, f, d\}, X = \{Z, F, D\}) \quad \dots \quad (2)$$

[0037] x は(z , f , d)のいずれか、 X は(Z , F , D)のいずれかを示すグミー変数である。なお、 $X_{\min} = X_{\max}$ の場合、 x は定数とする。または、 x には自由度がないため、光学系の状態に関する情報から除外する。ここで、一般にフォーカス距離が近くなるほど、結像光学系121の性能変化は大きくなるため、 D を距離の逆数としている。

[0038] 本実施例において、CNN211は、第1のサブネットワーク221および第2のサブネットワーク223を有する。第1のサブネットワーク221は、1層以上の畳み込み層またはフルコネクション層を有する。第2のサブネットワーク223は、1層以上の畳み込み層を有する。畳み込み層（フィルタ）が影響する範囲は、フィルタの層数とサイズによって決まる。例えば、フィルタの層数を20層、サイズを3×3画素とした場合、注目画素から最大20画素離れた画素まで影響が及ぶことになる。フィルタの層数と大きさは、学習するデフォーカスぼけの大きさに応じて決定することが好ましい。すなわち、デフォーカスぼけの大きさが40画素の場合、フィルタの層数を20層、サイズを3×3画素とすることで、デフォーカスぼけ全体にフィルタが適用される。

[0039] 学習の初回において、CNN211のウェイト（フィルタの各要素とバイアスの値）は、乱数により生成される。第1のサブネットワーク221は、光学系の状態に関する情報(z , f , d)202を入力とし、特徴マップに変換したステートマップ203を生成する。ステートマップ203は、光学系の状態を示すマップであり、訓練画像201の1つのチャンネル成分と同じ要素数（画素数）である。本実施例において、ステートマップ203は、撮像画像の画素数と、光学系の状態に関する情報とに基づいて生成される。また本実施例において、ステートマップに203における同一のチャンネルの要素は、互いに同一の数値を有する。

[0040] 連結層 (concatenation layer) 222 は、訓練画像 201 とステートマップ 203 とをチャンネル方向に規定の順番で連結する。なお、訓練画像 201 とステートマップ 203 の間に他のデータを連結しても構わない。第 2 のサブネットワーク 223 は、連結した訓練画像 201 とステートマップ 203 を入力とし、出力画像 204 を生成する。ステップ S101 にて複数組の訓練入力データを取得している場合、それぞれに対して出力画像 204 を生成する。また、訓練画像 201 を第 3 のサブネットワークによって特徴マップへ変換し、特徴マップとステートマップ 203 を連結層 222 で連結する構成としてもよい。

[0041] 続いて、図 7 のステップ S103 において、更新部 114 は、出力画像と正解画像の誤差から、CNN のウェイトを更新する。本実施例では、出力画像と正解画像における信号値の差のユークリッドノルムをロス関数とする。ただし、ロス関数はこれに限定されるものではない。ステップ S101 にて複数組の訓練入力データと正解画像を取得している場合、各組に対してロス関数の値を算出する。更新部 114 は、算出されたロス関数の値から、誤差逆伝播法 (Backpropagation) などによりウェイトを更新する。

[0042] 続いてステップ S104 において、更新部 114 は、ウェイトの学習が完了したかを判定する。完了は、学習 (ウェイトの更新) の反復回数が規定の回数に達したかや、更新時のウェイトの変化量が規定値より小さいかなどによって、判定することができる。未完と判定された場合はステップ S101 へ戻り、1 組以上の新たな訓練入力データと正解画像を取得する。一方、完了と判定された場合は学習を終了し、ウェイトの情報を記憶部 111 に保存する。

[0043] 次に、図 8 を参照して、画像処理部 123 で実行される撮像画像の距離情報の推定 (推定フェーズ) に関して説明する。図 8 は、推定画像の生成に関するフローチャートである。図 8 の各ステップは、主に、画像処理部 123 の各部により実行される。

[0044] まずステップS 2 0 1において、取得部1 2 3 aは、入力データとウェイトの情報とを取得する。入力データは、撮像画像と、撮像画像を撮像した際の光学系の状態に関する情報とを含む。取得する撮像画像は、撮像画像の全体の一部でもよい。光学系の情報に関する情報は、結像光学系1 2 1の焦点距離、絞り値、およびフォーカス距離の状態を示す(z , f , d)である。ウェイトの情報は、記憶部1 2 4から読み出して取得することができる。

[0045] 続いてステップS 2 0 2において、距離推定部1 2 3 bは、入力データをCNNに入力し、推定画像を生成する。推定画像は、撮像画像に対して、結像光学系1 2 1に起因するデフォーカスぼけから距離情報が推定された画像である。学習時と同様に、図1に示されるCNNを用いて推定画像を生成する。CNNには、取得された学習済みのウェイトが使用される。なお、入力データの大きさ(画素数)に制限はなく、CNNが有する畳み込み層が影響する範囲より大きくてもよい。畳み込み層が影響する範囲に収まるように撮像画像を分割してCNNへ入力する場合、個々の分割画像ごとに距離情報を推定するため、処理時間が増加する。このため、機械学習モデルの構造は、畳み込み層が影響する範囲より入力データが大きいくともよい構造とすることが好ましい。すなわち、距離情報の一部の領域を得るため(推定するため)に機械学習モデルが用いる撮像画像の領域は、機械学習モデルに入力される撮像画像の全体よりも小さいような構造とすることが好ましい。本実施例では、結像光学系の取り得る全ての(z , f , d)に対して、一括で距離情報推定のウェイトを学習している。このため、全ての(z , f , d)の撮像画像に対して、同一のウェイトを用いたCNNで距離情報の推定が実行される。

[0046] 以上の構成により、本実施例によれば、機械学習モデルの学習負荷と保持データ量を抑制して、撮像画像のデフォーカスぼけから高精度に距離情報を推定することが可能な画像処理システムを実現することができる。

実施例 2

[0047] 次に、図1 0および図1 1を参照して、本発明の実施例2における画像処

理システムに関して説明する。図10は、本実施例における画像処理システム300のブロック図である。図11は、画像処理システム300の外観図である。

[0048] 画像処理システム300は、学習装置301、撮像装置302、画像推定装置（画像処理装置）303、および、ネットワーク304、305を有する。学習装置301と画像推定装置303は、ネットワーク304を介して互いに通信可能である。撮像装置302と画像推定装置303は、ネットワーク305を介して互いに通信可能である。学習装置301は、記憶部301a、取得部301b、生成部301c、および、更新部301dを有し、距離情報の推定に用いる機械学習モデルのウェイトを学習する。なお、ウェイトの学習、およびウェイトを用いた距離情報の推定に関する詳細については後述する。

[0049] 撮像装置302は、光学系302a、撮像素子302b、取得部302c、記録媒体302d、および、システムコントローラ302eを有する。光学系302aは、被写体空間から入射した光を集光し、光学像（被写体像）を形成する。撮像素子302bは、光学像を光電変換によって電気信号へ変換し、撮像画像を生成する。

[0050] 画像推定装置（画像処理装置）303は、記憶部303a、距離推定部（推定手段）303b、および、取得部（取得手段）303cを有する。画像推定装置303は、撮像装置302で撮像された撮像画像（またはその少なくとも一部）に対して、距離情報の推定をした推定画像を生成する。推定画像の生成には、学習装置301で学習された学習済みのウェイトの情報が用いられる。ウェイトの情報は、記憶部303aに記憶されている。取得部303cは推定画像を取得し、記録媒体302dは推定画像を保存する。システムコントローラ302eは、撮像装置302の一連の動作を制御する。

[0051] 次に、図7を参照して、学習装置301で実行されるウェイトの学習（学習フェーズ）について説明する。図7の各ステップは、主に、学習装置301の各部により実行される。なお本実施例では、機械学習モデルとしてCN

Nを使用するが、他のモデルについても同様に適用可能である。また、実施例1と同様の説明については省略する。

[0052] まずステップS101において、取得部301bは、1組以上の正解画像と訓練入力データとを記憶部301aから取得する。記憶部301aには、光学系302aと撮像素子302bの複数種類の組み合わせに対して、訓練画像が保存されている。本実施例2は、距離情報推定のウエイトの学習を、光学系302aの種類ごとに一括で行う。このため、まずウエイトを学習する光学系302aの種類を決定し、それに対応する訓練画像の集合から、訓練画像を取得する。ある種類の光学系302aに対応する訓練画像の集合はそれぞれ、焦点距離、絞り値、フォーカス距離、像高、アジマスなどが異なるデフォーカスぼけの作用した画像の集合である。

[0053] 本実施例では、図9に示されるCNNの構成で学習を行う。図9は、本実施例における機械学習モデルの構成を示す図である。訓練入力データ404は、訓練画像401、ステートマップ402、および、位置マップ403を含む。ステートマップ402と位置マップ403の生成は、本ステップで行われる。位置マップは、撮像画像の各画素の位置に関する情報である。ステートマップ402と位置マップ403はそれぞれ、取得した訓練画像に作用しているデフォーカスぼけに対応する(Z, F, D)と(X, Y)を示すマップである。(X, Y)は、図12で示される像面の座標(水平方向と垂直方向)であり、極座標表示で像高とアジマスに対応する。本実施例において座標(X, Y)は、光学系302aの光軸を原点とする。

[0054] 図12は、光学系302aのイメージサークル501、撮像素子302bの第1の有効画素領域502および第2の有効画素領域503と、座標(X, Y)との関係を示す図である。撮像素子302bのサイズは、撮像装置302の種類に応じて異なる。このため撮像装置302は、第1の有効画素領域502を有する種類と、第2の有効画素領域503を有する種類が存在する。光学系302aに接続可能な撮像装置302のうち、最大サイズの撮像素子302bを有する撮像装置302は、第1の有効画素領域502を有す

る。

[0055] 図9の位置マップ403は、座標 (X, Y) を正規化した (x, y) に基づいて生成される。正規化は、光学系302aのイメージサークル501に基づく長さ（イメージサークルの半径）511で、 (X, Y) を除することによって行われる。または、 X を原点から第1の有効画素領域の水平方向の長さ512で、 Y を原点から第1の有効画素領域の垂直方向の長さ513で、それぞれ除して正規化してもよい。仮に、撮像画像の端が常に1となるように (X, Y) を正規化すると、異なるサイズの撮像素子302bで撮像した画像によって、 (x, y) が同じ値でも示す位置 (X, Y) が異なり、 (x, y) とぼけの対応が一意に決まらない。これにより、距離情報推定精度の低下を招く。位置マップ403は、 (x, y) の値をそれぞれチャンネル成分に有する2チャンネルのマップである。なお、位置マップ403に極座標を用いてもよく、原点の取り方も図12に限定されるものではない。

[0056] ステートマップ402は、正規化された (z, f, d) の値をそれぞれチャンネル成分に有する3チャンネルのマップである。すなわち本実施例において、ステートマップ402は、光学系の焦点距離、絞り値、またはフォーカス距離の少なくとも二つを示す数値をそれぞれ異なるチャンネルの要素として有する。訓練画像401、ステートマップ402、および位置マップ403のそれぞれの1チャンネルあたりの要素数（画素数）は等しい。なお、位置マップ403とステートマップ402の構成はこれに限定されるものではない。第1の有効画素領域502を複数の部分領域に分割し、各部分領域に数値を割り当てることで、位置マップを1チャンネルで表現してもよい。また、 (Z, F, D) も同様に、それぞれを軸とした3次元空間で複数の部分領域に分割して数値を割り当て、ステートマップを1チャンネルで表現してもよい。訓練画像401、ステートマップ402、および、位置マップ403は、図9の連結層411でチャンネル方向に規定の順番で連結され、訓練入力データ404が生成される。

[0057] 続いて、図7のステップS102において、生成部301cは、訓練入力

データ404をCNN412へ入力し、出力画像405を生成する。続いてステップS103において、更新部301dは、出力画像と正解画像の誤差から、CNNのウェイトを更新する。続いてステップS104において、更新部301dは、学習が完了したか否かを判定する。学習済みのウェイトの情報は、記憶部301aに記憶される。

[0058] 次に、図13を参照して、画像推定装置303で実行される撮像画像の距離情報の推定（推定フェーズ）に関して、図13は、推定画像の生成に関するフローチャートである。図13の各ステップは、主に、画像推定装置303の各部により実行される。

[0059] まずステップS301において、取得部303cは、撮像画像（またはその少なくとも一部）を取得する。続いてステップS302において、取得部303cは、撮像画像に対応するウェイトの情報を取得する。本実施例では、光学系302aの種類ごとのウェイトの情報が、予め記憶部301aから読み出され、記憶部303aに記憶されている。このため、撮像画像の撮像に用いた光学系302aの種類に対応したウェイトの情報を記憶部303aから取得する。撮像に用いた光学系302aの種類は、例えば、撮像画像のファイル内のメタデータなどから特定する。

[0060] 続いてステップS303において、取得部303cは、撮像画像に対応するステートマップと位置マップを生成し、入力データを生成する。ステートマップは、撮像画像の画素数と、撮像画像を撮像した際の光学系302aの状態（Z，F，D）の情報と、に基づいて生成される。撮像画像とステートマップの1チャンネルあたりの要素数（画素数）は、等しい。（Z，F，D）は、例えば、撮像画像のメタデータなどから特定する。位置マップは、撮像画像の画素数と、撮像画像の各画素の位置の情報と、に基づいて生成される。撮像画像と位置マップの1チャンネルあたりの要素数（画素数）は、等しい。撮像画像のメタデータなどから、撮像画像の撮像に用いた撮像素子302bの有効画素領域の大きさを特定し、例えば同様に特定した光学系302aのイメージサークルの長さを用いて、正規化された位置マップを生成す

る。入力データは、図 9 と同様に、撮像画像、ステートマップ、および位置マップをチャンネル方向に規定の順序で連結して生成する。なお、ステップ S 3 0 2 とステップ S 3 0 3 の順序は問わない。また、撮像画像の撮像時にステートマップと位置マップを生成し、撮像画像と合わせて保存しておいても構わない。

[0061] 続いてステップ S 3 0 4 において、距離推定部 3 0 3 b は、図 9 と同様に、入力データを CNN に入力し、推定画像を生成する。

[0062] 以上の構成により、本実施例によれば、機械学習モデルの学習負荷と保持データ量を抑制して、撮像画像のデフォーカスぼけから高精度に距離情報を推定することが可能な画像処理システムを実現することができる。

[0063] 次に、本実施例の効果を高める好ましい条件に関して説明する。入力データは、撮像画像の撮像に用いた撮像素子 3 0 2 b の画素ピッチに関する情報も含むことが好ましい。これにより、撮像素子 3 0 2 b の種類に依らず、高精度な距離情報の推定が可能となる。画素ピッチによって、画素開口劣化の強さや、画素に対するデフォーカスぼけの大きさが変化する。学習フェーズにおいて、訓練画像に対応する画素ピッチを特定する情報を、訓練入力データに含ませる。例えば、正規化された画素ピッチの数値を要素とするマップを含む。正規化には、複数種類の撮像装置 3 0 2 のうち最大の画素ピッチを除数とするとよい。推定フェーズでも同様のマップを入力データに含めることで、距離情報推定の精度を向上できる。このようなマップは、撮像画像の画素数に基づいて生成される。

実施例 3

[0064] 次に、図 1 4 および図 1 5 を参照して、本発明の実施例 3 における画像処理システムに関して説明する。図 1 4 は、本実施例における画像処理システム 6 0 0 のブロック図である。図 1 5 は、画像処理システム 6 0 0 の外観図である。

[0065] 画像処理システム 6 0 0 は、学習装置 6 0 1、レンズ装置 6 0 2、撮像装置 6 0 3、制御装置（第 1 の装置）6 0 4、画像推定装置（第 2 の装置）6

05、および、ネットワーク606、607を有する。学習装置601と画像推定装置605は、ネットワーク606を介して互いに通信可能である。制御装置604と画像推定装置605は、ネットワーク607を介して互いに通信可能である。学習装置601および画像推定装置605はそれぞれ、例えばサーバである。制御装置604は、パーソナルコンピュータやモバイル端末などのユーザが操作する機器である。学習装置601は、記憶部601a、取得部601b、演算部601c、および、更新部601dを有し、レンズ装置602と撮像装置603を用いて撮像された撮像画像から距離情報の推定をする機械学習モデルのウェイトを学習する。なお、本実施例の学習方法は実施例1と同様のため、その説明を省略する。

[0066] 撮像装置603は撮像素子603aを有し、撮像素子603aがレンズ装置602の形成した光学像を光電変換して撮像画像を取得する。レンズ装置602と撮像装置603とは着脱可能であり、互いに複数種類と組み合わせることが可能である。制御装置604は、通信部604a、記憶部604b、および、表示部604cを有し、有線または無線で接続された撮像装置603から取得した撮像画像に対して、実行する処理をユーザの操作に従って制御する。または、撮像装置603で撮像した撮像画像を予め記憶部604bに記憶しておき、撮像画像を読み出してもよい。

[0067] 画像推定装置605は、通信部605a、記憶部605b、取得部605c、および、距離推定部605dを有する。画像推定装置605は、ネットワーク607を介して接続された制御装置604の要求に応じて、撮像画像の距離情報推定処理を実行する。画像推定装置605は、ネットワーク606を介して接続された学習装置601から、学習済みのウェイトの情報を距離情報の推定時または予め取得し、撮像画像の距離情報の推定に用いる。距離情報の推定後の推定画像は、再び制御装置604へ伝送されて、記憶部604bに記憶され、表示部604cに表示される。なお、学習装置601で行う学習データの生成とウェイトの学習（学習フェーズ）は、実施例1と同様のため、それらの説明を省略する。

[0068] 次に、図16を参照して、制御装置604と画像推定装置605で実行される距離情報の推定（推定フェーズ）に関して説明する。図16は、本実施例における推定画像の生成に関するフローチャートである。

[0069] まずステップS401において、通信部604aは、画像推定装置605へ撮像画像と距離情報の推定処理の実行に関する要求とを送信する。

[0070] 続いてステップS501において、通信部605aは、制御装置604から送信された撮像画像と処理の要求とを受信して取得する。続いてステップS502において、取得部605cは、撮像画像に対応する学習済みのウェイトの情報を記憶部605bから取得する。ウェイトの情報は、予め記憶部601aから読み出され、記憶部605bに記憶されている。

[0071] 続いてステップS503において、取得部605cは、撮像画像に対応する光学系の状態に関する情報を取得して、入力データを生成する。撮像画像のメタデータから、撮像画像を撮像した際の結像光学系602の種類、焦点距離、絞り値、およびフォーカス距離を特定する情報を取得し、図1と同様に、ステートマップ（レンズステートマップ）を生成する。入力データは、撮像画像とステートマップをチャンネル方向に既定の順序で連結して生成する。

[0072] 続いてステップS504において、距離推定部605dは、入力データを生成器に入力し、距離情報の推定をした推定画像を生成する。生成器には、ウェイトの情報が使用される。続いてステップS505において、通信部605aは、推定画像を制御装置604へ送信する。

[0073] 続いてステップS402において、通信部604aは、画像推定装置605から送信された推定画像を取得する。

[0074] 以上の構成により、本実施例によれば、機械学習モデルの学習負荷と保持データ量を抑制して、撮像画像のデフォーカスばけから高精度に距離情報を推定することが可能な画像処理システムを実現することができる。

[0075] （その他の実施例）

本発明は、上述の実施例の1以上の機能を実現するプログラムを、ネット

ワーク又は記憶媒体を介してシステム又は装置に供給し、そのシステム又は装置のコンピュータにおける1つ以上のプロセッサがプログラムを読み出し実行する処理でも実現可能である。また、1以上の機能を実現する回路（例えば、ASIC）によっても実現可能である。

[0076] 各実施例によれば、機械学習モデルの学習負荷と保持データ量を抑制し、撮像画像のデフォーカスぼけから高精度に距離情報を推定することが可能な画像処理方法、プログラム、画像処理装置、学習済みモデルの製造方法、画像処理システムを提供することができる。

[0077] 以上、本発明の好ましい実施形態について説明したが、本発明はこれらの実施形態に限定されず、その要旨の範囲内で種々の変形及び変更が可能である。

請求の範囲

- [請求項1] 撮像画像と、前記撮像画像の撮像に用いた光学系の状態に関する情報と、を含む入力データを取得する工程と、
前記入力データを機械学習モデルに入力し、前記撮像画像の距離情報を推定する工程と、を有し、
前記光学系の状態に関する情報は、焦点距離、絞り値、またはフォーカス距離の少なくとも一つを含むことを特徴とする画像処理方法。
- [請求項2] 前記距離情報の一部の領域を推定するために前記機械学習モデルが用いる前記撮像画像の領域は、前記機械学習モデルに入力される前記撮像画像の全体よりも小さいことを特徴とする請求項1に記載の画像処理方法。
- [請求項3] 前記光学系の状態に関する情報は、前記光学系の焦点距離、絞り値、またはフォーカス距離の少なくとも一つを示す数値を含み、
前記数値は、正規化されていることを特徴とする請求項1または2に記載の画像処理方法。
- [請求項4] 前記入力データは、前記光学系の状態を示すステートマップを含み、
前記ステートマップは、前記撮像画像の画素数と、前記光学系の状態に関する情報と、に基づいて生成されることを特徴とする請求項1乃至3のいずれか一項に記載の画像処理方法。
- [請求項5] 前記ステートマップは、前記光学系の前記焦点距離、前記絞り値、または前記フォーカス距離の少なくとも二つを示す数値をそれぞれ異なるチャンネルの要素として有することを特徴とする請求項4に記載の画像処理方法。
- [請求項6] 前記ステートマップにおける同一のチャンネルの要素は、互いに同一の数値を有することを特徴とする請求項4または5に記載の画像処理方法。
- [請求項7] 前記入力データは、前記撮像画像の各画素の位置に関する情報を更

に有することを特徴とする請求項 1 乃至 6 のいずれか一項に記載の画像処理方法。

[請求項8] 前記位置に関する情報は、前記光学系のイメージサークルに基づく長さに基づいて正規化された数値を有することを特徴とする請求項 7 に記載の画像処理方法。

[請求項9] 前記入力データは、前記撮像画像の撮像に用いた撮像素子の画素ピッチに関する情報を更に有することを特徴とする請求項 1 乃至 8 のいずれか一項に記載の画像処理方法。

[請求項10] 請求項 1 乃至 9 のいずれか一項に記載の画像処理方法をコンピュータに実行させることを特徴とするプログラム。

[請求項11] 撮像画像と、前記撮像画像の撮像に用いた光学系の状態に関する情報と、を含む入力データを取得する取得手段と、

前記入力データを機械学習モデルに入力し、前記撮像画像の距離情報を推定する推定手段と、を有し、

前記光学系の状態に関する情報は、焦点距離、絞り値、またはフォーカス距離の少なくとも一つを含むことを特徴とする画像処理装置。

[請求項12] 訓練画像と、前記訓練画像に応じた距離情報を有する正解画像と、光学系の状態に関する情報とを取得する工程と、

前記訓練画像と、前記正解画像と、前記光学系の状態に関する情報とに基づいて、機械学習モデルを学習する工程と、を有し、

前記光学系の状態に関する情報は、焦点距離、絞り値、またはフォーカス距離の少なくとも一つを含むことを特徴とする学習方法。

[請求項13] 請求項 1 2 に記載の学習方法をコンピュータに実行させることを特徴とするプログラム。

[請求項14] 訓練画像と、前記訓練画像に応じた距離情報を有する正解画像と、光学系の状態に関する情報とを取得する工程と、

前記訓練画像と、前記正解画像と、前記光学系の状態に関する情報とに基づいて、機械学習モデルを学習する工程と、を有し、

前記光学系の状態に関する情報は、焦点距離、絞り値、またはフォーカス距離の少なくとも一つを含むことを特徴とする学習済みモデルの製造方法。

[請求項15] 訓練画像と、前記訓練画像に応じた距離情報を有する正解画像と、光学系の状態に関する情報とを取得する取得手段と、

前記訓練画像と、前記正解画像と、前記光学系の状態に関する情報とに基づいて、機械学習モデルを学習する学習手段と、を有し、

前記光学系の状態に関する情報は、焦点距離、絞り値、またはフォーカス距離の少なくとも一つを含むことを特徴とする画像処理装置。

[請求項16] 互いに通信可能な第1の装置と第2の装置を有する画像処理システムであって、

前記第1の装置は、撮像画像に対する処理の実行に関する要求を前記第2の装置へ送信する送信手段を有し、

前記第2の装置は、

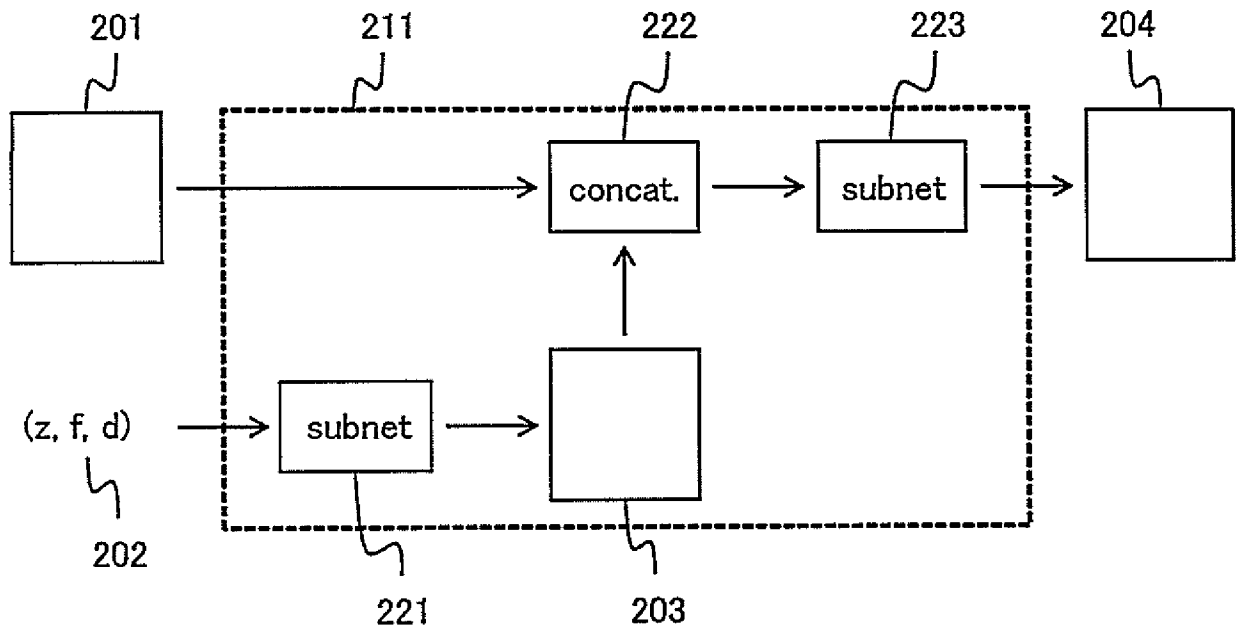
前記要求を受信する受信手段と、

前記撮像画像と、前記撮像画像の撮像に用いた光学系の状態に関する情報と、を含む入力データを取得する取得手段と、

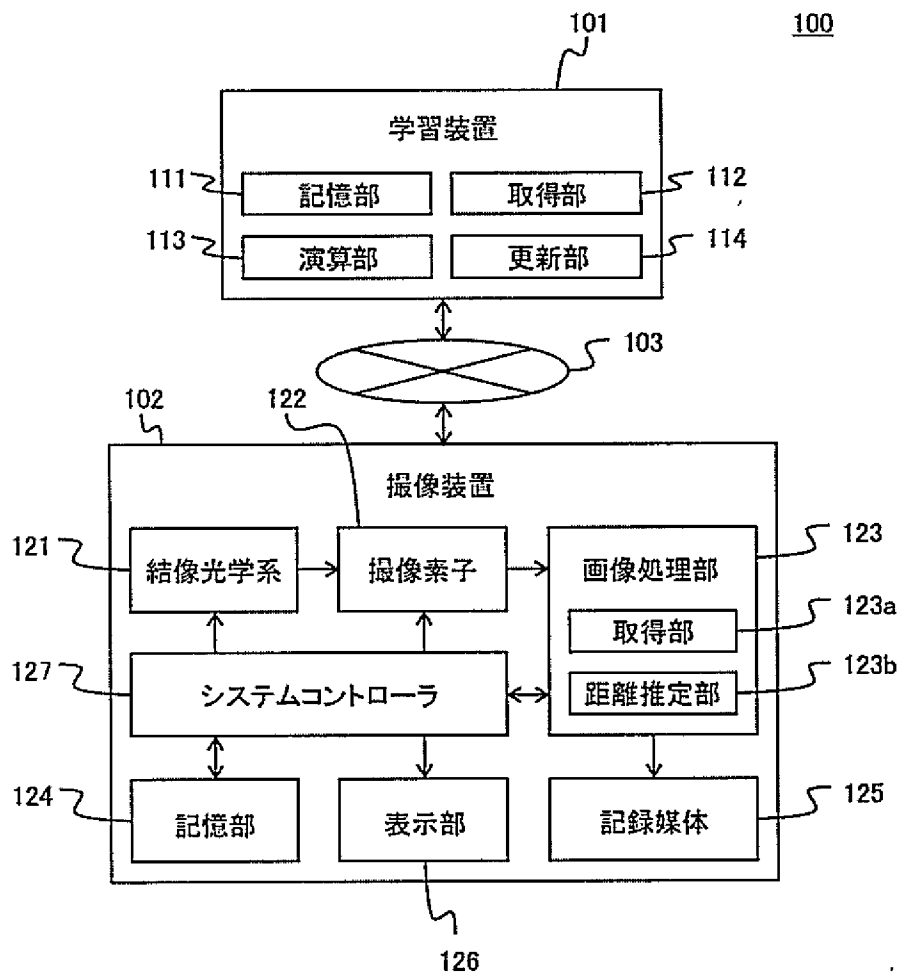
前記要求に基づいて、前記入力データを機械学習モデルに入力し、前記撮像画像の距離情報を推定する推定手段と、を有し、

前記光学系の状態に関する情報は、焦点距離、絞り値、またはフォーカス距離の少なくとも一つを含むことを特徴とする画像処理システム。

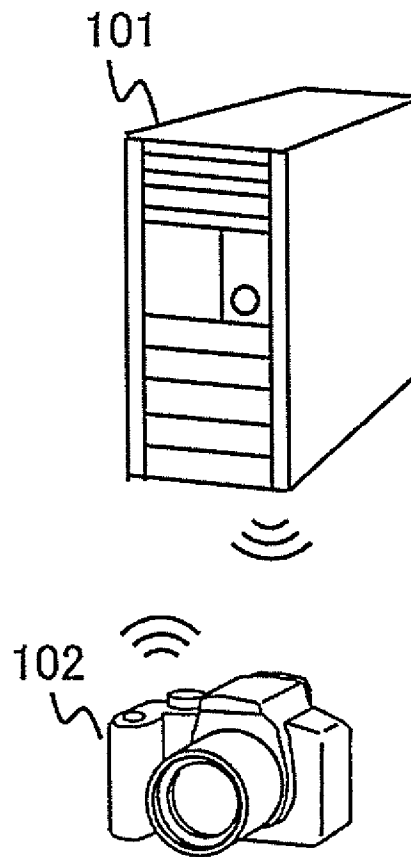
[図1]



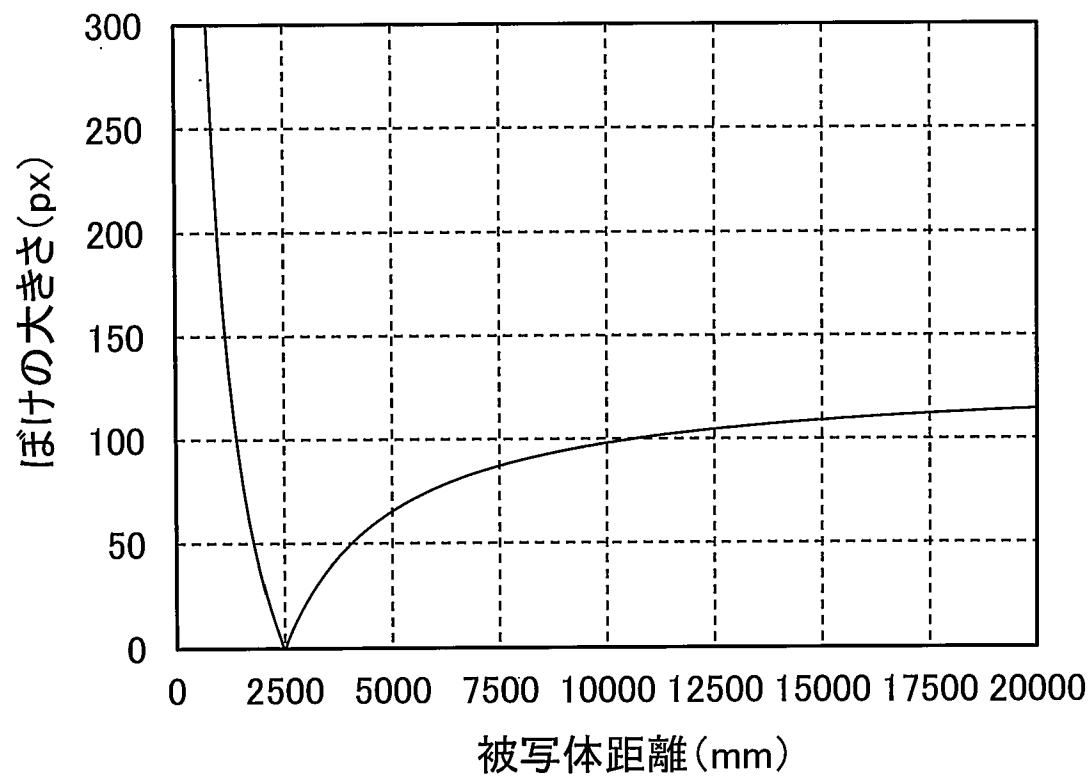
[図2]



[図3]

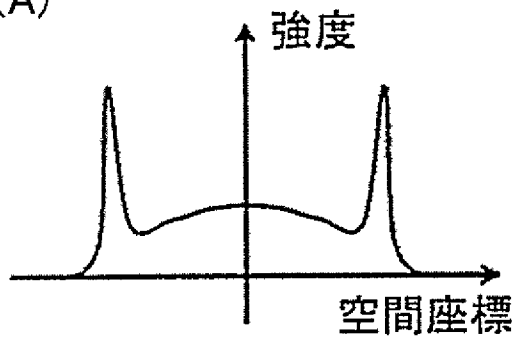
100

[図4]

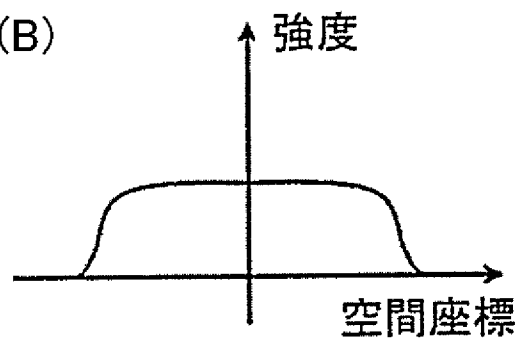


[図5]

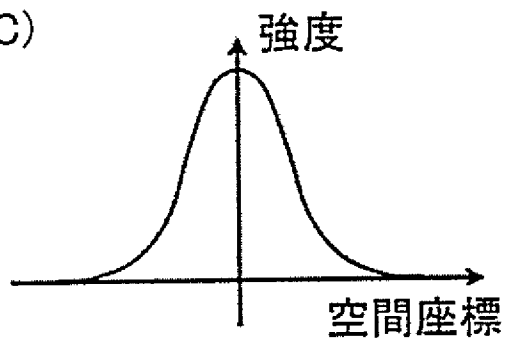
(A)



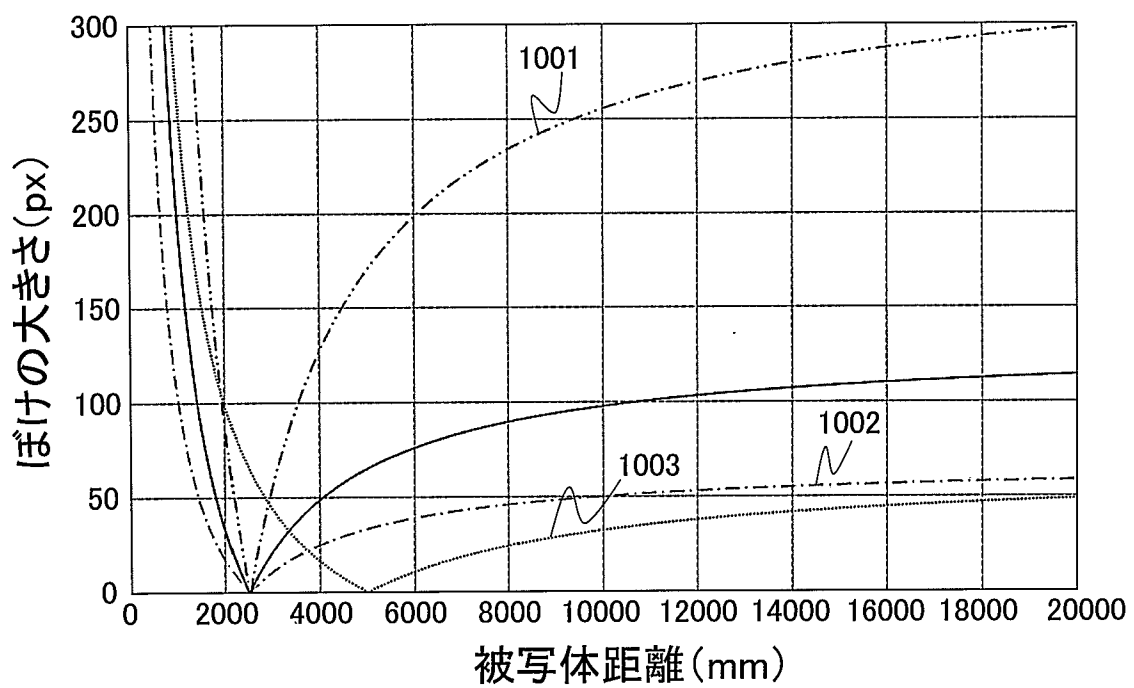
(B)



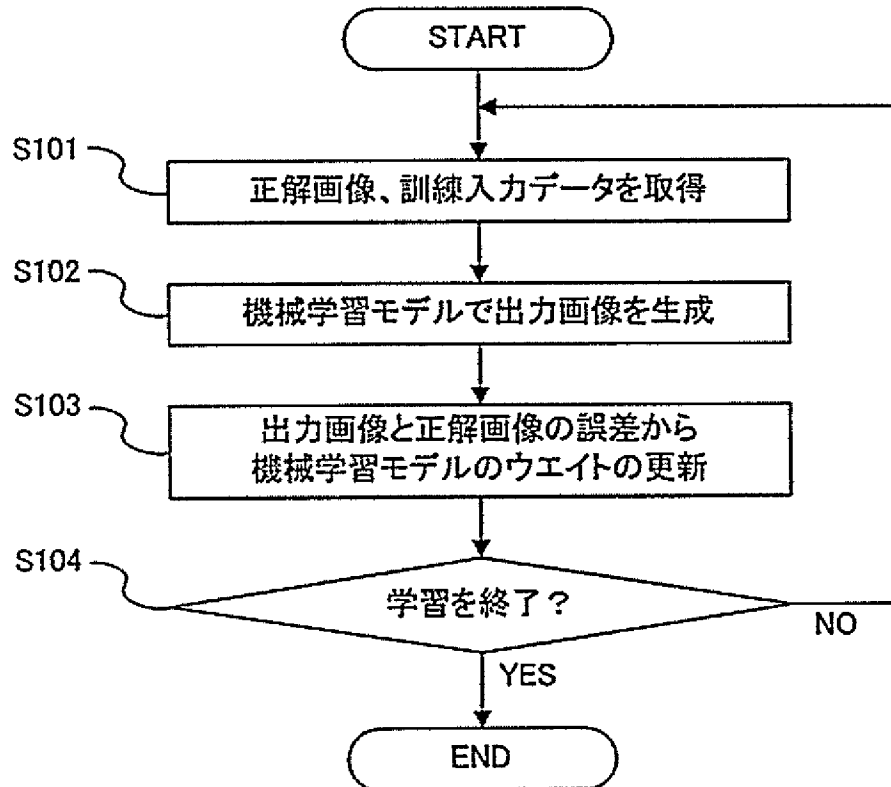
(C)



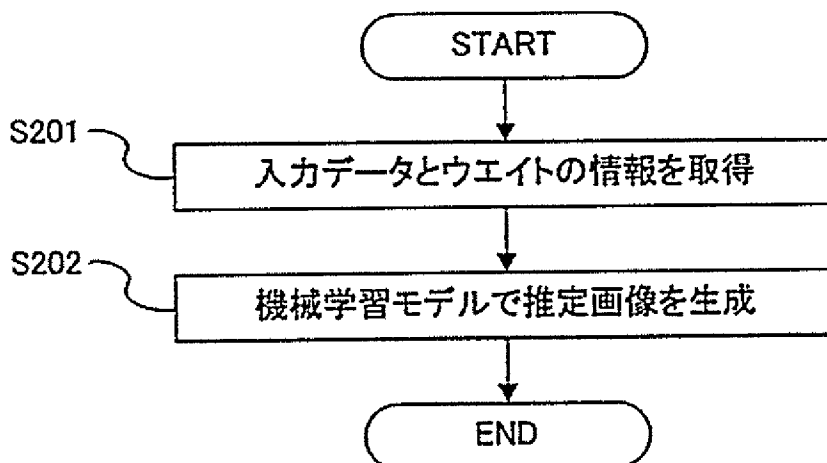
[図6]



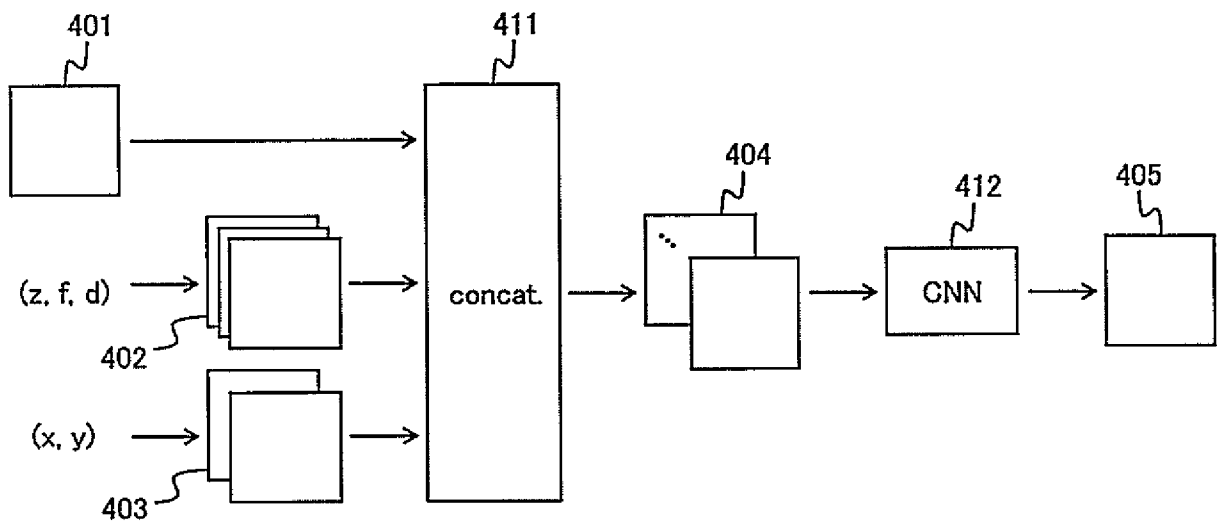
[図7]



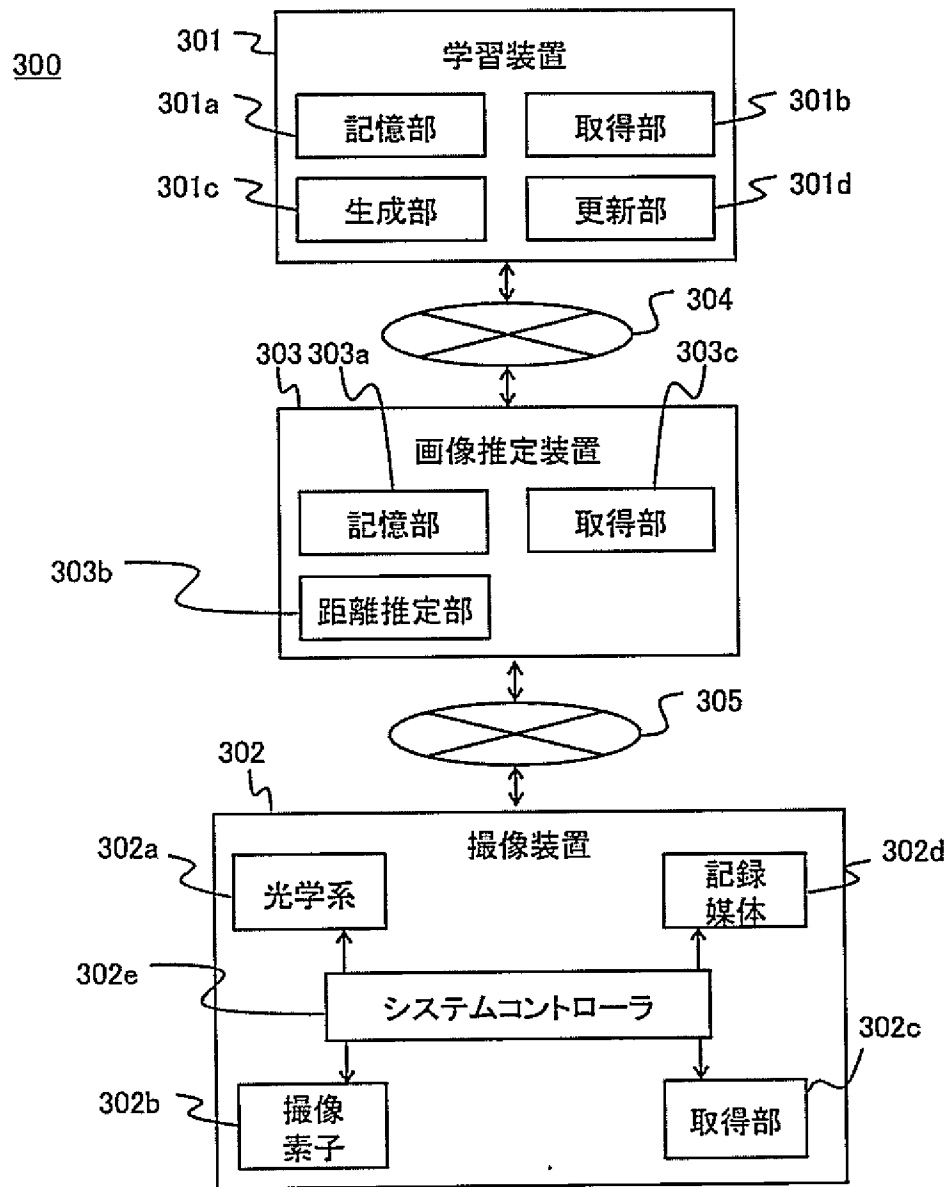
[図8]



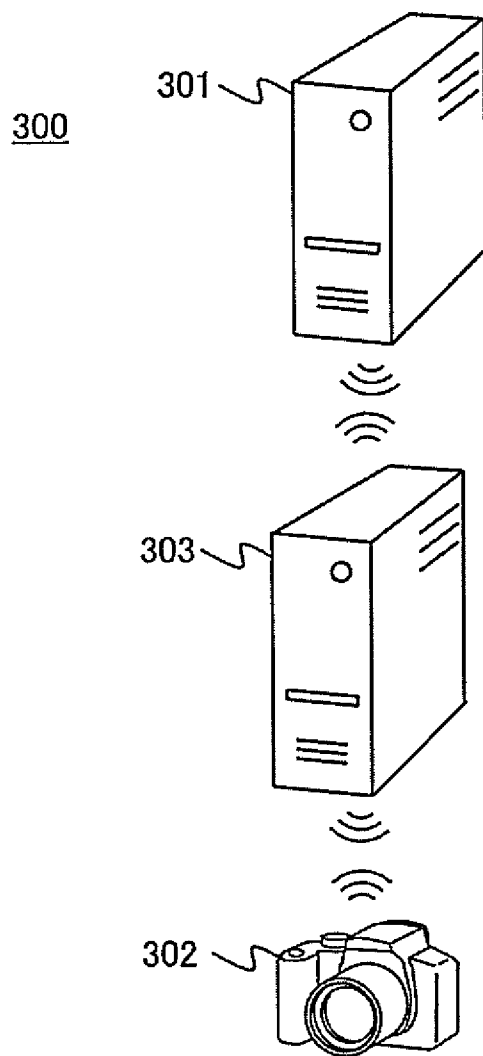
[図9]



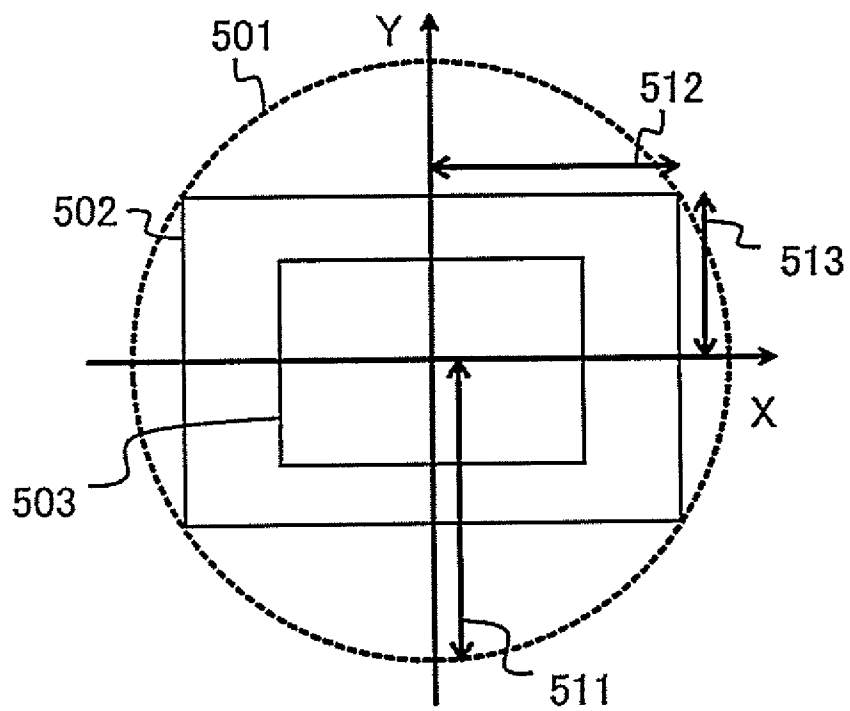
[図10]



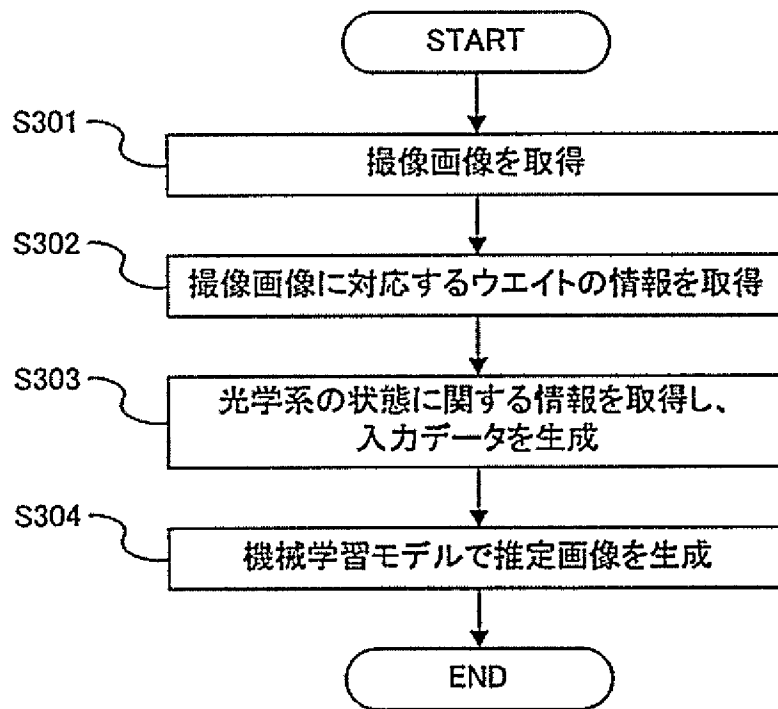
[図11]



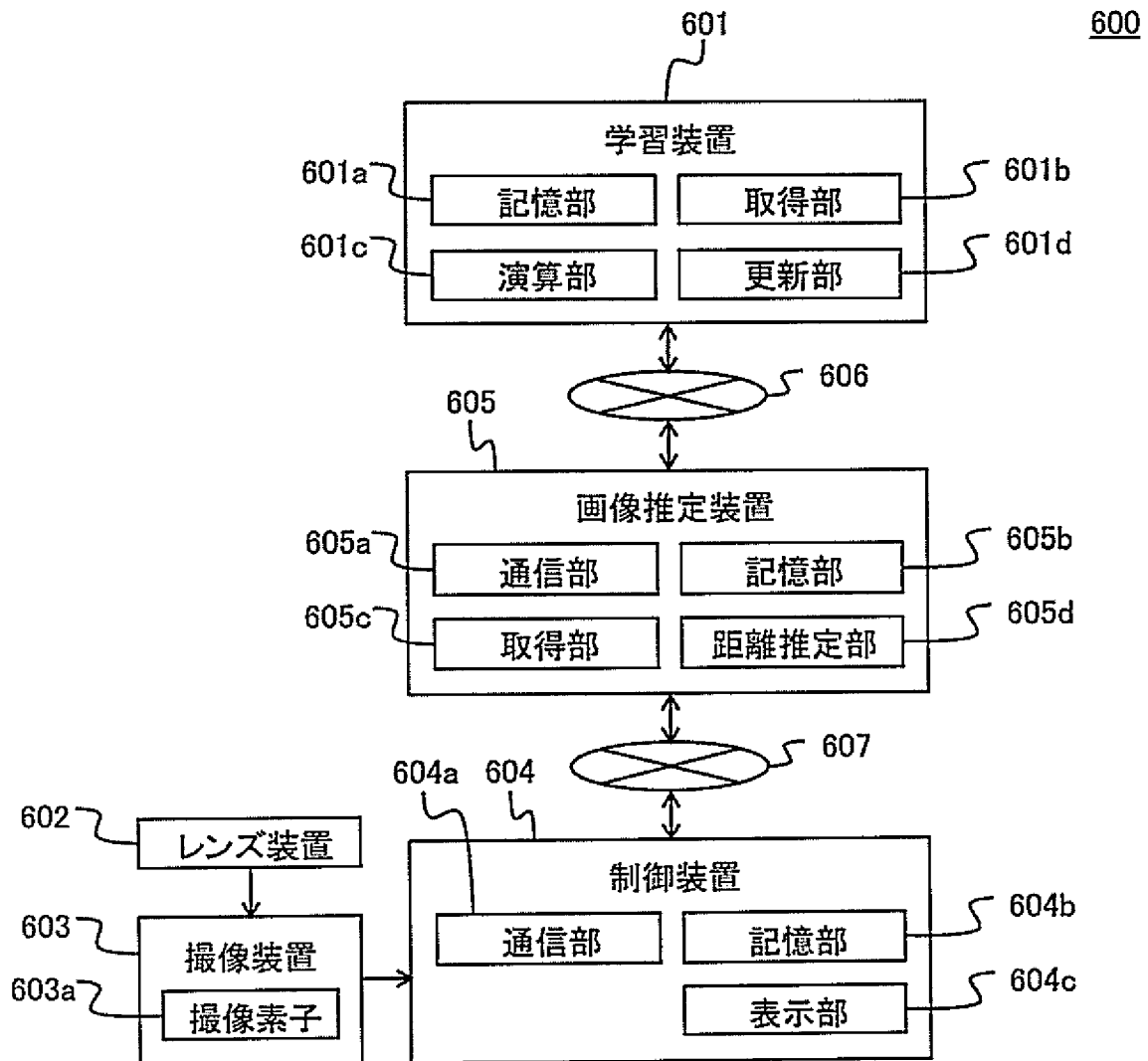
[図12]



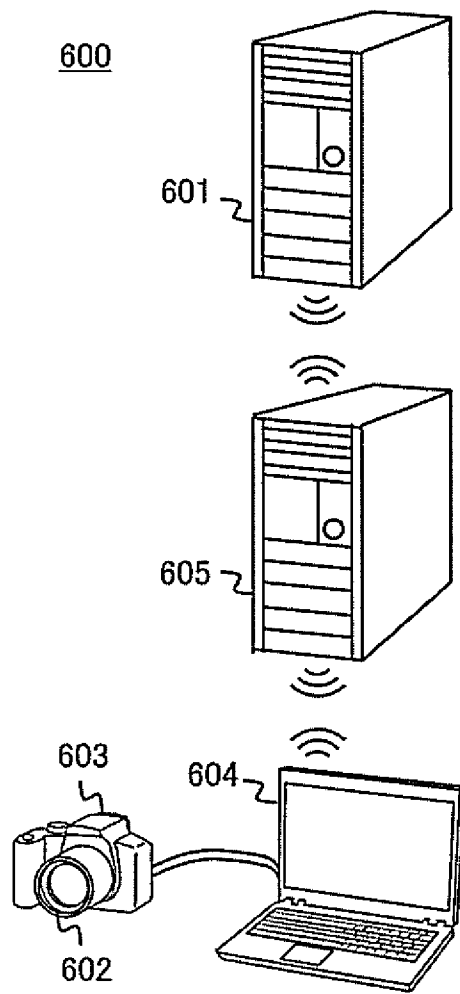
[図13]



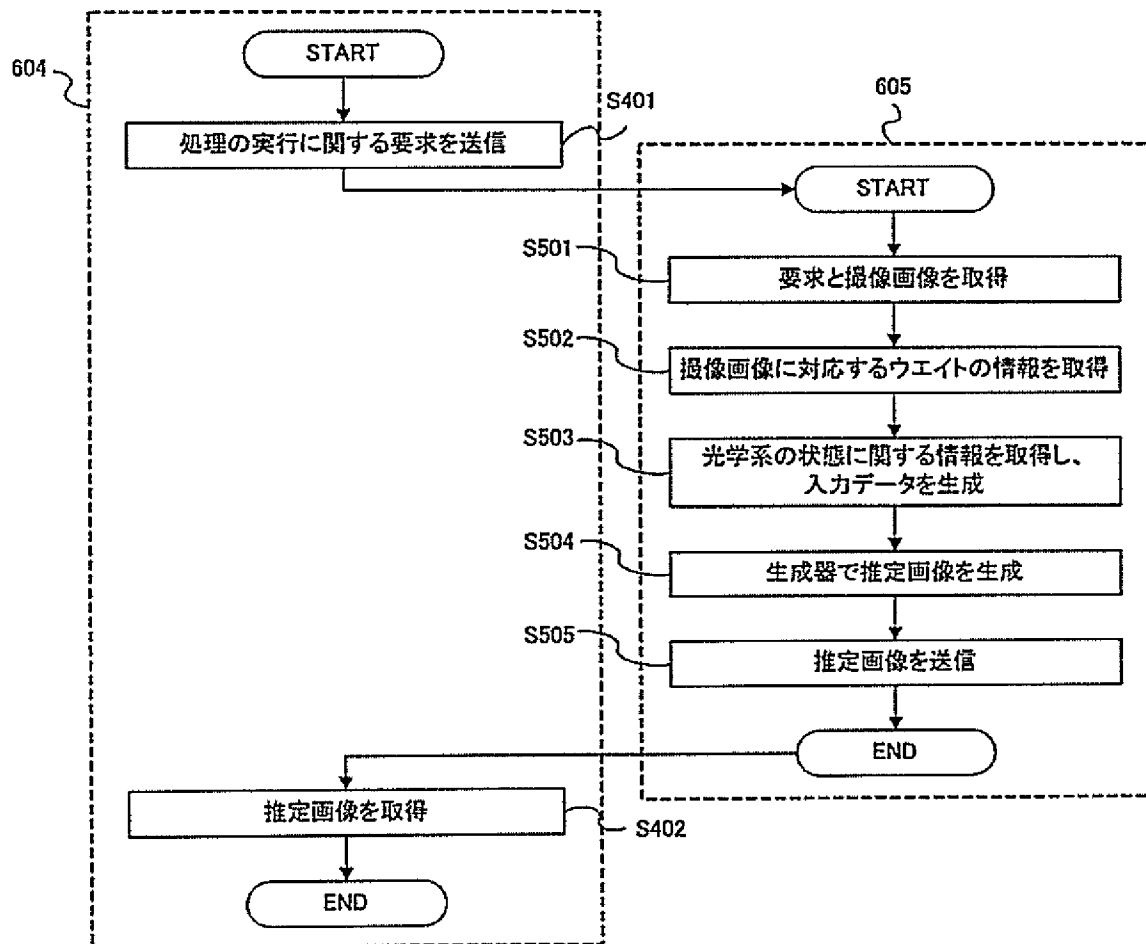
[図14]



[図15]



[図16]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2021/018966

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

Int.Cl. G01B11/00 (2006.01) i, G01C3/06 (2006.01) i, G06T7/00 (2017.01) i, H04N5/232 (2006.01) i

FI: G01C3/06120P, G06T7/00350C, H04N5/232290, G01B11/00H

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)

Int.Cl. G01B11/00, G01C3/06, G06T7/00, H04N5/232

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.
A	JP 2020-086891 A (CANON INC.) 04 June 2020 (2020-06-04), entire text, all drawings	1-16
A	JP 2018-017568 A (CANON INC.) 01 February 2018 (2018-02-01), entire text, all drawings	1-16
A	JP 2019-129374 A (CANON INC.) 01 August 2019 (2019-08-01), entire text, all drawings	1-16
P, A	JP 2020-148483 A (TOSHIBA CORPORATION) 17 September 2020 (2020-09-17), entire text, all drawings	1-16
P, A	JP 2021-022250 A (KYOCERA CORPORATION) 18 February 2021 (2021-02-18), entire text, all drawings	1-16

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

* Special categories of cited documents:	"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
"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance	"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
"E" earlier application or patent but published on or after the international filing date	"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
"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)	"&" document member of the same patent family
"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	

Date of the actual completion of the international search 13 July 2021	Date of mailing of the international search report 27 July 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.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.
PCT/JP2021/018966

JP 2020-086891 A 04 June 2020 US 2020/0167885 A1

JP 2018-017568 A 01 February 2018 (Family: none)

JP 2019-129374 A 01 August 2019 (Family: none)

JP 2020-148483 A 17 September 2020 (Family: none)

JP 2021-022250 A 18 February 2021 (Family: none)

A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（IPC）） G01B 11/00(2006.01)i; G01C 3/06(2006.01)i; G06T 7/00(2017.01)i; H04N 5/232(2006.01)i FI: G01C3/06 120P; G06T7/00 350C; H04N5/232 290; G01B11/00 H														
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）） G01B11/00; G01C3/06; G06T7/00; H04N5/232														
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>			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													
国際調査で使用した電子データベース（データベースの名称、調査に使用した用語）														
C. 関連すると認められる文献														
引用文献の カテゴリー*	引用文献名 及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示	関連する 請求項の番号												
A	JP 2020-086891 A（キヤノン株式会社）04.06.2020（2020 - 06 - 04） 全文、全図	1-16												
A	JP 2018-017568 A（キヤノン株式会社）01.02.2018（2018 - 02 - 01） 全文、全図	1-16												
A	JP 2019-129374 A（キヤノン株式会社）01.08.2019（2019 - 08 - 01） 全文、全図	1-16												
P, A	JP 2020-148483 A（株式会社東芝）17.09.2020（2020 - 09 - 17） 全文、全図	1-16												
P, A	JP 2021-022250 A（京セラ株式会社）18.02.2021（2021 - 02 - 18） 全文、全図	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。														
<table border="0"> <tr> <td>* 引用文献のカテゴリー</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>			* 引用文献のカテゴリー	“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	
* 引用文献のカテゴリー	“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 13.07.2021		国際調査報告の発送日 27.07.2021												
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） 續山 浩二 2S 4454 電話番号 03-3581-1101 内線 3216												

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/JP2021/018966

引用文献			公表日	パテントファミリー文献			公表日
JP	2020-086891	A	04.06.2020	US	2020/0167885	A1	
JP	2018-017568	A	01.02.2018	(ファミリーなし)			
JP	2019-129374	A	01.08.2019	(ファミリーなし)			
JP	2020-148483	A	17.09.2020	(ファミリーなし)			
JP	2021-022250	A	18.02.2021	(ファミリーなし)			