

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号  
特許第7596078号  
(P7596078)

(45)発行日 令和6年12月9日(2024.12.9)

(24)登録日 令和6年11月29日(2024.11.29)

(51)国際特許分類

F I

G 0 6 T 5/73 (2024.01)

G 0 6 T 5/73

請求項の数 19 (全25頁)

(21)出願番号	特願2020-71279(P2020-71279)	(73)特許権者	000001007
(22)出願日	令和2年4月10日(2020.4.10)		キヤノン株式会社
(65)公開番号	特開2021-168048(P2021-168048 A)		東京都大田区下丸子3丁目30番2号
(43)公開日	令和3年10月21日(2021.10.21)	(74)代理人	100110412
審査請求日	令和5年4月3日(2023.4.3)		弁理士 藤元 亮輔
		(74)代理人	100104628
			弁理士 水本 敦也
		(74)代理人	100121614
			弁理士 平山 倫也
		(72)発明者	日浅 法人
			東京都大田区下丸子3丁目30番2号
			キヤノン株式会社内
		審査官	渡部 幸和

最終頁に続く

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

(57)【特許請求の範囲】

【請求項1】

第1の機械学習モデルに撮像画像を入力することで生成された第1のモデル出力を取得する工程と、

前記第1の機械学習モデルと少なくとも一部が異なる第2の機械学習モデルに前記撮像画像を入力することで生成された第2のモデル出力を取得する工程と、

前記撮像画像または前記第1のモデル出力と前記第2のモデル出力とに基づく比較値を取得する工程と、

前記比較値と、前記第1のモデル出力と、前記第2のモデル出力とを用いて推定画像を生成する工程とを有し、

前記第1の機械学習モデルおよび前記第2の機械学習モデルは、前記撮像画像のぼけを補正すること、もしくは前記撮像画像のデフォーカスぼけの分布を異なる分布への変換を行うことで前記第1のモデル出力および前記第2のモデル出力を生成し、

前記比較値は、前記撮像画像または前記第1のモデル出力と前記第2のモデル出力との差分、または比の値を含むことを特徴とする画像処理方法。

【請求項2】

第1の機械学習モデルに撮像画像を入力することで生成された第1のモデル出力を取得する工程と、

前記第1の機械学習モデルと少なくとも一部が異なる第2の機械学習モデルに前記撮像画像を入力することで生成された第2のモデル出力を取得する工程と、

前記撮像画像または前記第 1 のモデル出力と前記第 2 のモデル出力とに基づく比較値を取得する工程と、

前記比較値と、前記第 1 のモデル出力と、前記第 2 のモデル出力とを用いて推定画像を生成する工程とを有し、

前記第 1 の機械学習モデルおよび前記第 2 の機械学習モデルは、前記撮像画像のぼけを補正することで前記第 1 のモデル出力および前記第 2 のモデル出力を生成し、

前記第 1 の機械学習モデルの高輝度被写体に対するぼけの補正効果は、前記第 2 の機械学習モデルの高輝度被写体に対するぼけの補正効果よりも小さいことを特徴とする画像処理方法。

【請求項 3】

第 1 の機械学習モデルに撮像画像を入力することで生成された第 1 のモデル出力を取得する工程と、

前記第 1 の機械学習モデルと少なくとも一部が異なる第 2 の機械学習モデルに前記撮像画像を入力することで生成された第 2 のモデル出力を取得する工程と、

前記撮像画像または前記第 1 のモデル出力と前記第 2 のモデル出力とに基づく比較値を取得する工程と、

前記比較値と、前記第 1 のモデル出力と、前記第 2 のモデル出力とを用いて推定画像を生成する工程とを有し、

前記第 1 の機械学習モデルおよび前記第 2 の機械学習モデルは、前記撮像画像のぼけを補正することで前記第 1 のモデル出力および前記第 2 のモデル出力を生成し、

前記第 2 のモデル出力は、前記第 1 のモデル出力における最大の空間周波数強度以上の空間周波数強度を有することを特徴とする画像処理方法。

【請求項 4】

前記比較値は、前記撮像画像または前記第 1 のモデル出力と前記第 2 のモデル出力との差分、比の値、または相関を表す値を含むことを特徴とする請求項 2 または 3 に記載の画像処理方法。

【請求項 5】

前記推定画像を生成する工程では、前記比較値を用いて第 1 のマップを生成し、該第 1 のマップに基づいて前記推定画像を生成することを特徴とする請求項 1 乃至 4 のいずれか一項に記載の画像処理方法。

【請求項 6】

前記推定画像を生成する工程では、前記第 1 のマップに基づいて、前記推定画像の生成に用いる前記第 1 のモデル出力または前記第 2 のモデル出力における領域を決定することを特徴とする請求項 5 に記載の画像処理方法。

【請求項 7】

前記撮像画像は、複数の色成分を有し、

前記第 1 のマップは、前記複数の色成分に対して共通であることを特徴とする請求項 5 または 6 に記載の画像処理方法。

【請求項 8】

前記第 1 の機械学習モデルおよび前記第 2 の機械学習モデルは、前記撮像画像のぼけを補正することで前記第 1 のモデル出力および前記第 2 のモデル出力を生成し、

前記第 1 の機械学習モデルの高輝度被写体に対するぼけの補正効果は、前記第 2 の機械学習モデルの高輝度被写体に対するぼけの補正効果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 9】

前記推定画像を生成する工程では、前記撮像画像における輝度飽和画素に対応する前記比較値に基づいて第 1 のマップを生成し、該第 1 のマップに基づいて前記推定画像を生成する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 10】

前記第 1 のマップは、所定の条件を満たす前記比較値に対応する領域のうち、前記輝度

10

20

30

40

50

飽和画素に対応する画素を含まない領域を示すマップであることを特徴とする請求項 9 に記載の画像処理方法。

【請求項 1 1】

所定の条件を満たす前記比較値に対応する領域における信号値が第 2 の値である第 2 のマップを生成し、

前記第 2 のマップにおいて信号値が前記第 2 の値である領域のうち、前記輝度飽和画素に対応する画素を含む領域における信号値を前記第 2 の値と少なくとも一部が異なる第 1 の値に置換することで、前記第 1 のマップを生成することを特徴とする請求項 9 または 10 に記載の画像処理方法。

【請求項 1 2】

前記第 1 の機械学習モデルおよび前記第 2 の機械学習モデルは、前記撮像画像のぼけを補正することで前記第 1 のモデル出力および前記第 2 のモデル出力を生成し、

前記第 2 のモデル出力は、前記第 1 のモデル出力における最大の空間周波数以上の空間周波数を有する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 1 3】

第 1 の機械学習モデルに撮像画像を入力することで生成された第 1 のモデル出力を取得する工程と、

前記第 1 の機械学習モデルと少なくとも一部が異なる第 2 の機械学習モデルに前記撮像画像を入力することで生成された第 2 のモデル出力を取得する工程と、

前記第 1 のモデル出力と前記第 2 のモデル出力とに基づく比較値を取得する工程と、

前記比較値と、前記第 1 のモデル出力と、前記第 2 のモデル出力とを用いて推定画像を生成する工程とを有し、

前記第 1 のモデル出力及び前記第 2 のモデル出力は、補正残差であり、

前記推定画像は、前記撮像画像におけるぼけが補正された画像であり、

前記比較値は、前記第 1 のモデル出力と前記第 2 のモデル出力との差分、または比の値を含むことを特徴とする画像処理方法。

【請求項 1 4】

第 1 の機械学習モデルに撮像画像を入力することで生成された第 1 のモデル出力を取得し、前記第 1 の機械学習モデルと少なくとも一部が異なる第 2 の機械学習モデルに前記撮像画像を入力することで生成された第 2 のモデル出力を取得する手段と、

前記撮像画像または前記第 1 のモデル出力と前記第 2 のモデル出力とに基づく比較値を取得する手段と、

前記比較値と、前記第 1 のモデル出力と、前記第 2 のモデル出力とを用いて推定画像を生成する手段とを有し、

前記第 1 の機械学習モデルおよび前記第 2 の機械学習モデルは、前記撮像画像のぼけを補正すること、もしくは前記撮像画像のデフォーカスぼけの分布を異なる分布への変換を行うことで前記第 1 のモデル出力および前記第 2 のモデル出力を生成し、

前記比較値は、前記撮像画像または前記第 1 のモデル出力と前記第 2 のモデル出力との差分、または比の値を含むことを特徴とする画像処理装置。

【請求項 1 5】

第 1 の機械学習モデルに撮像画像を入力することで生成された第 1 のモデル出力を取得する手段と、

前記第 1 の機械学習モデルと少なくとも一部が異なる第 2 の機械学習モデルに前記撮像画像を入力することで生成された第 2 のモデル出力を取得する手段と、

前記撮像画像または前記第 1 のモデル出力と前記第 2 のモデル出力とに基づく比較値を取得する手段と、

前記比較値と、前記第 1 のモデル出力と、前記第 2 のモデル出力とを用いて推定画像を生成する手段とを有し、

前記第 1 の機械学習モデルおよび前記第 2 の機械学習モデルは、前記撮像画像のぼけを補正することで前記第 1 のモデル出力および前記第 2 のモデル出力を生成し、

10

20

30

40

50

前記第 1 の機械学習モデルの高輝度被写体に対するぼけの補正効果は、前記第 2 の機械学習モデルの高輝度被写体に対するぼけの補正効果よりも小さいことを特徴とする画像処理装置。

【請求項 16】

第 1 の機械学習モデルに撮像画像を入力することで生成された第 1 のモデル出力を取得する手段と、

前記第 1 の機械学習モデルと少なくとも一部が異なる第 2 の機械学習モデルに前記撮像画像を入力することで生成された第 2 のモデル出力を取得する手段と、

前記撮像画像または前記第 1 のモデル出力と前記第 2 のモデル出力とに基づく比較値を取得する手段と、

前記比較値と、前記第 1 のモデル出力と、前記第 2 のモデル出力とを用いて推定画像を生成する手段とを有し、

前記第 1 の機械学習モデルおよび前記第 2 の機械学習モデルは、前記撮像画像のぼけを補正することで前記第 1 のモデル出力および前記第 2 のモデル出力を生成し、

前記第 2 のモデル出力は、前記第 1 のモデル出力における最大の空間周波数強度以上の空間周波数強度を有することを特徴とする画像処理装置。

【請求項 17】

請求項 14 乃至 16 のいずれか一項に記載の画像処理装置と制御装置とを有する画像処理システムであって、

前記制御装置は、撮像画像および処理の実行に関する要求を前記画像処理装置へ送信する送信手段を有し、

前記画像処理装置は、前記要求に応じて、前記推定画像を生成することを特徴とする画像処理システム。

【請求項 18】

請求項 1 乃至 12 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 19】

請求項 18 に記載のプログラムを記憶していることを特徴とする記憶媒体。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、機械学習モデルを用いて撮像画像に基づく画像推定を行った際に発生する固有の弊害を抑制する画像処理方法に関する。

【背景技術】

【0002】

機械学習モデルによる画像推定は、仮定や近似を用いた理論ベースの画像推定に対して、高い効果を実現することができる。理論ベースの画像推定では、仮定や近似によって無視された要素によって効果が低下する。しかし、機械学習モデルでは、それらの要素も含む学習データを用いて学習することで、仮定や近似のない学習データに即した画像推定が実現できるため、効果が高くなる。

【0003】

例えば、撮像画像のぼけを補正する技術では、前記要素として撮像画像の飽和画素が挙げられる。Wiener フィルタなどの理論ベースの手法では、飽和画素は存在しないと仮定されているため、飽和画素の周辺ではぼけが正しく補正されず、リングングなどの弊害が発生する。これに対し、非特許文献 1 には、機械学習モデルの 1 つである畳み込みニューラルネットワーク (CNN) を用いて、撮像画像のぼけを補正する方法が開示されている。撮像画像の飽和値以上の信号値を有する画像をぼかして学習データセットを生成し、該学習データセットで CNN を学習することで、飽和画素の周辺でも弊害を抑制して、ぼけ補正を行うことができる。

【先行技術文献】

10

20

30

40

50

## 【非特許文献】

【0004】

【文献】Li Xu, et al., Deep Convolutional Neural Network for Image Deconvolution, Advances in Neural Information Processing Systems 27, NIPS 2014

## 【発明の概要】

## 【発明が解決しようとする課題】

【0005】

しかし、非特許文献1に開示された方法では、飽和画素と無関係な位置の被写体にアーティファクト（偽構造）が発生することがある。アーティファクトとは、具体的には、実際の被写体の構造とは異なる局所的な信号値の減少または増大である。アーティファクトとその発生理由に関する詳細は後述するが、アーティファクトは機械学習モデルを用いた画像推定で生じる固有の弊害の1つである。ぼけ補正以外の画像推定においても、機械学習モデル固有の弊害が発生し得る。

10

【0006】

そこで本発明は、機械学習モデルを用いた画像推定で生じる固有の弊害を抑制することが可能な画像処理方法、画像処理装置、画像処理システム、およびプログラム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】

20

【0007】

本発明の一側面としての画像処理方法は、第1の機械学習モデルに撮像画像を入力することで生成された第1のモデル出力を取得する工程と、前記第1の機械学習モデルと少なくとも一部が異なる第2の機械学習モデルに前記撮像画像を入力することで生成された第2のモデル出力を取得する工程と、前記撮像画像または前記第1のモデル出力と前記第2のモデル出力とに基づき比較値を取得する工程と、前記比較値と、前記第1のモデル出力と、前記第2のモデル出力とを用いて推定画像を生成する工程とを有し、前記第1の機械学習モデルおよび前記第2の機械学習モデルは、前記撮像画像のぼけを補正すること、もしくは前記撮像画像のデフォーカスぼけの分布を異なる分布への変換を行うことで前記第1のモデル出力および前記第2のモデル出力を生成し、前記比較値は、前記撮像画像または前記第1のモデル出力と前記第2のモデル出力との差分、または比の値を含む。

30

【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、機械学習モデルを用いた画像推定で生じる固有の弊害を抑制することが可能な画像処理方法、画像処理装置、画像処理システム、およびプログラムを提供することができる。

## 【図面の簡単な説明】

【0010】

40

【図1】実施例1における推定画像の生成の流れを示す図である。

【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におけるアーティファクトの説明図である。

【図5】実施例1におけるアーティファクトの発生原因の説明図である。

【図6】各実施例における機械学習モデルの学習のフローチャートである。

【図7】実施例1における推定画像の生成のフローチャートである。

【図8】実施例1における第1のマップの生成に関する説明図である。

【図9】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10】実施例2における画像処理システムの外観図である。

50

【図 1 1】実施例 2 における機械学習モデルの構成図である。

【図 1 2】実施例 2 における推定画像の生成のフローチャートである。

【図 1 3】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 1 4】実施例 3 における画像処理システムの外観図である。

【図 1 5】実施例 3 における推定画像の生成の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】

実施例の詳細の前に、本発明の課題である、機械学習モデルを用いた画像推定の固有の弊害に関して説明する。画像を推定する際、機械学習モデルは、入力された画像に対して画一的な効果の処理でなく、画像の特徴に応じて効果の異なる処理を実行することができる。前述のぼけ補正の例では、機械学習モデルは、飽和画素に關与するぼけ像（飽和ぼけ像）とそれ以外のぼけ像（非飽和ぼけ像）を内部で判定し、異なる補正処理を実行することで、どちらのぼけ像も補正することができる。しかし、機械学習モデルが誤判定をすることがあり、非飽和ぼけ像に対して飽和ぼけ像に対応する補正処理を実行すると、前述のアーティファクトが発生する。飽和画素を含むぼけ補正以外の画像推定に関しても同様で、機械学習モデルが入力された画像の特徴によって異なる効果の処理を実行する場合、特徴に対応する処理と異なる処理を実行すると弊害が発生する。その弊害がどのような現象になるかは、機械学習モデルで実行する画像推定の内容や学習の方法に依存する。具体的な例は、各実施例で紹介する。

【0013】

次に、この課題を解決する本発明の要旨に関して説明する。本発明では、2つの異なる機械学習モデル（第1の機械学習モデルおよび第2の機械学習モデル）の各々によって、撮像画像から推定された推定結果（第1のモデル出力および第2のモデル出力）を用いることで、機械学習モデル固有の弊害を抑制する。画像推定の目的に対して、第2の機械学習モデルは、第1の機械学習モデルよりも効果が大きい、第2のモデル出力には弊害が発生している可能性がある。一方、第1の機械学習モデルは、画像推定の目的に対して効果が小さい、第1のモデル出力に弊害がない（または少ない）。撮像画像または第1のモデル出力と、第2のモデル出力と、に基づく比較に基づいて、画像推定の目的に対応する推定画像の生成を行う。推定画像は弊害が抑制された画像であり、生成には第1のモデル出力および第2のモデル出力が用いられる。また、撮像画像または第1のモデル出力と、第2のモデル出力と、に基づく比較に基づいて、第1のマップを生成し、第1のマップに基づいて推定画像を生成することが望ましい。第1のマップは、推定画像の生成において、第1のモデル出力または第2のモデル出力を用いる領域を決定するマップである。すなわち第1のマップは、第2のモデル出力における弊害の領域を示している。弊害の領域に、弊害のない第1のモデル出力を用いることで、画像推定の目的とする効果が大きく、かつ弊害の抑制された推定画像を得ることができる。

【0014】

なお、以下の説明において、学習データセットに基づいて機械学習モデルのウェイトを決定する段階のことを学習と呼び、学習済みのウェイトを用いた機械学習モデルで撮像画像から画像推定を実行する段階のことを推定と呼ぶ。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、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)、GAN (Generative Adversarial Network)、RNN (Recurrent Neural Network) などを含む。

【実施例 1】

【0015】

まず、本発明の実施例 1 における画像処理システムに関して説明する。本実施例では、

10

20

30

40

50

飽和画素を含む撮像画像のぼけ補正を、機械学習モデルによる画像推定の目的とする。また、補正するぼけは、光学系で発生する収差や回折、光学ローパスフィルタ、撮像素子の画素開口によるぼけを対象とする。ただし本実施例は、これに限定されるものではなく、デフォーカスやぶれによるぼけの補正に関しても同様に、本実施例の効果を得ることができる。また、ぼけ補正以外の画像推定に関しても同様に、本実施例の効果を得ることが可能である。

#### 【0016】

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。画像処理システム100は、互いに有線または無線のネットワークで接続された学習装置101および撮像装置102を有する。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を有する。

10

#### 【0017】

撮像装置102は、光学系121、撮像素子122、画像処理部（画像処理装置）123、記憶部124、通信部125、表示部126、およびシステムコントローラ127を有する。光学系121は、被写体空間から入射した光を集光し、被写体像を形成する。光学系121は、必要に応じて、ズーム、絞り調節、およびオートフォーカスなどの機能を有する。撮像素子122は、被写体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。撮像画像には、光学系121で発生した収差や回折、及び撮像素子122の画素開口によるぼけが作用している。また、光学ローパスフィルタが存在する場合は、そのぼけも作用している。

20

#### 【0018】

画像処理部123は、取得部123a、ぼけ補正部123b、および演算部123cを有し、撮像画像のぼけを補正した推定画像を生成する。第1の機械学習モデルおよび第2の機械学習モデル各々によって、撮像画像に作用したぼけの補正成分を推定した第1のモデル出力および第2のモデル出力を生成し、本実施例の画像処理方法を実行することで、弊害の抑制された推定画像を生成する。第1の機械学習モデルおよび第2の機械学習モデルには、学習装置101で学習されたウエイトが使用される。該ウエイトの情報は、予め通信部125を介して学習装置101から読み出され、記憶部124に記憶されている。なお、機械学習モデルの学習と推定、および弊害の抑制に関する詳細は後述する。推定画像は、記憶部124に記憶され、表示部126に表示される。以上の動作は、システムコントローラ127によって制御される。なお、撮像画像及び推定画像は、グレースケール画像でも、複数の色成分を有する画像でもよい。また、未現像のRAW画像でも、現像後の画像でもよい。

30

#### 【0019】

次に、機械学習モデルによって撮像画像のぼけ補正を行う際に発生する固有の弊害に関して、詳細に説明する。この場合の弊害は、実際の被写体の構造とは異なる局所的な信号値の減少または増大によるアーティファクト（偽構造）の発生である。図4を参照して、アーティファクトについて説明する。図4は、アーティファクトの説明図である。図4（A）乃至（C）は、画像の信号値の空間変化であり、各々RGB（Red、Green、Blue）の色成分に対応する。図4（A）乃至（C）において、横軸は空間座標、縦軸は信号値をそれぞれ示す。

40

#### 【0020】

ここで、画像は8bitに現像された画像であるため、飽和値は255である。図4（A）乃至（C）において、一点鎖線は撮像画像（ぼけ画像）、細い実線はぼけのない正解画像をそれぞれ示す。いずれの画素も飽和値に達していないため、飽和画素は存在しない。点線は、第2の機械学習モデルを用いて撮像画像のぼけを補正した第2のモデル出力（ぼけ補正画像）である。第2の機械学習モデルは、飽和画素に関与するぼけ像（飽和ぼけ像）と関与しないぼけ像（非飽和ぼけ像）の両方を補正するモデルである。第2のモデル

50

出力では、エッジのぼけが補正されているが、中央付近に正解画像にはない信号値の減少が発生している。この減少は、エッジと隣接せず、離れた位置で発生しており、さらに発生領域が広いことから、アンダーシュートとは異なる弊害と分かる。これが、機械学習モデル固有の弊害であるアーティファクトである。また、図4(A)乃至(C)の比較から分かるように、色成分によって信号値の減少の度合いが異なる。図4では、G、R、Bの順に減少の度合いが大きくなっている。そのため、正解画像では平坦部にもかかわらず、第2のモデル出力では緑に色づいた暗い領域がアーティファクトとして発生する。なお、図4では正解画像より信号が減少する場合を例としたが、逆に増大する場合もある。

#### 【0021】

次に、アーティファクトが発生する理由に関して説明する。理由は、機械学習モデルが飽和画素を含むぼけ像（飽和ぼけ像）と非飽和画素のみを含むぼけ像（非飽和ぼけ像）を完全には区別できないためである。これを説明するため、まず、機械学習モデルが飽和の有無によって異なるぼけ補正を行っていることを示す。図5(A)乃至(D)は、撮像画像とぼけのない正解画像における信号値の空間変化である。図5(A)乃至(D)において、横軸は空間座標、縦軸は信号値をそれぞれ示す。図5(A)乃至(D)において、実線は撮像画像、破線は正解画像をそれぞれ示す。

#### 【0022】

図5(A)乃至(C)は、同一の被写体を撮像しており、それぞれ撮像時の露出が異なる。図5(C)の露出では、飽和画素が存在する。図5中の矢印は、正解画像において被写体の信号値がゼロになる画素での撮像画像と正解画像の信号差を表す。この信号差が、ぼけを補正する理想的な補正残差に相当する。露出がオーバーになるほど、補正残差が大きくなる。故に、ぼけ補正では、被写体の明るさによって補正残差が決まり、明るいほど補正残差も大きくなる。図5(D)は、異なる形状の被写体を飽和しない限界の露出で撮像した場合の信号値の空間変化である。図5(C)と図5(D)のぼけ画像は略一致しているが、同一の信号値における補正残差は図5(D)よりも図5(C)の方が大きい。すなわち、飽和ぼけ像の補正が可能な機械学習モデルは、同じ明るさでも飽和ぼけ像と非飽和ぼけ像で異なる推定を行っており、飽和ぼけ像に対してはより大きい補正残差を推定するということである。

#### 【0023】

しかし、ぼけ補正の対象画素が、飽和ぼけ像の一部なのか、非飽和ぼけ像なのか、を判定することは容易ではない。この判定は、ぼけ補正の対象画素が飽和画素から離れるほど難しくなる。特に、被写体が明るい、またはぼけが大きいほど、飽和画素から離れた位置まで飽和ぼけ像が広がるため、判定が困難となる。そのため、ぼけ補正の際、対象画素が非飽和ぼけ像であるにも関わらず、機械学習モデルが飽和ぼけ像の一部と判定してしまうことがある。前述したように、飽和ぼけ像に対する補正を行う場合、機械学習モデルは非飽和ぼけ像より大きな補正残差を推定する。そのため、非飽和ぼけ像に過剰な補正残差がかかり、飽和ぼけ像と誤判定した領域のみ信号値が下がるアーティファクトが発生する。

#### 【0024】

これは逆に言うと、飽和ぼけ像を補正しない機械学習モデル（第1の機械学習モデル）では、非飽和ぼけ像と飽和ぼけ像の判定自体が存在しないため、アーティファクトが発生しないということである。図4(A)乃至(C)の破線は、飽和ぼけ像を補正せず、非飽和ぼけ像のみを補正する第1の機械学習モデルで生成された第1のモデル出力であり、ぼけは補正されているが、アーティファクトも発生していない。ただしこの場合、飽和ぼけ像のぼけは補正されない。

#### 【0025】

また、一般的に、可視光を対象とした光学系は、RGBのうちGの性能が最も良くなるように設計されていることが多い。すなわち、RやBの方がGよりぼけ（PSF：点像強度分布）の広がりが大きいため、高輝度な被写体を撮像した飽和ぼけ像の端はRやBに色付きやすい（パープルフリッジがこれに該当する）。この飽和ぼけ像を補正する場合、GよりRやBの補正残差が大きくなる。故に、非飽和ぼけ像の画素を飽和ぼけ像の画素と誤

10

20

30

40

50



判定した場合、GよりRやBの信号値の減少が大きくなり、図4(A)乃至(C)に示されるように、緑に色付いた暗い領域としてアーティファクトが発生する。

#### 【0026】

なお、図5では、撮像画像が正解画像より信号値が大きい場合を示しているが、ぼけ像の高輝度部に近い領域では、逆に正解画像の方が大きい信号値を有する。このため、非飽和ぼけ像の画素を飽和ぼけ像と誤判定した際、逆に信号値を正解画像より増大させるアーティファクトも発生する可能性がある。

#### 【0027】

次に、アーティファクトを抑制する方法に関して説明する。アーティファクトの発生原因は、機械学習モデルが対象画素を飽和ぼけ像と非飽和ぼけ像のどちらに含まれるか、正確には判定できないためである。そのため、機械学習モデルに対象画素がどちらに含まれるかを教えることで抑制できる。ただし、この方法は実現が困難である。例えば、ぼけがなく(或いは充分小さい)、かつ信号値が飽和値でクリップされていないHDR(ハイダイナミックレンジ)正解画像があったとする。HDR正解画像から撮像画像の飽和画素の領域のみを抽出し、撮像によって発生するぼけを作用させれば、飽和ぼけ像の範囲を示すマップが生成できる。このマップを機械学習モデルへ撮像画像と合わせて入力し、推定を行う(学習時も同様のマップを入力して学習する)ことでアーティファクトは抑制される。しかし、そもそもぼけ補正の目的が正解画像(またはHDR正解画像)を推定することのため、HDR正解画像は未知であり、この方法を使用することはできない。そこで本実施例では、高輝度被写体に対するぼけの補正効果が異なる2つの機械学習モデル(第1及び第2の機械学習モデル)を用いることで、アーティファクトを抑制する。その具体的な方法に関しては、学習装置101の学習、および画像処理部123で実行される処理の説明において後述する。

#### 【0028】

次に、図6を参照して、学習装置101で実行される機械学習モデル(第1の機械学習モデルおよび第2の機械学習モデル)のウェイトの学習に関して説明する。図6は、機械学習モデルの学習のフローチャートである。図6の各ステップは、学習装置101の記憶部111、取得部112、演算部113、または更新部114のいずれかにより実行される。学習は、第1の機械学習モデルおよび第2の機械学習モデルのそれぞれに対して別々に行われる。そのため以下の説明では、第1の機械学習モデルと第2の機械学習モデルとで差異がない部分は、単に機械学習モデルと記載する。

#### 【0029】

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入力データを取得する。入力データは、機械学習モデルに入力するデータであり、学習時には訓練画像を含む。訓練画像と正解画像は、同一の被写体が存在し、作用しているぼけの強弱が異なる画像のペアである。第1の機械学習モデルは、第2の機械学習モデルに対して、高輝度被写体に対するぼけ補正効果が小さくなるように学習を行うため、以下に示すような訓練画像と正解画像のペアを用意する。いずれの方法でも、原画像に対して撮像シミュレーションを行うことで、訓練画像と正解画像のペアを生成する。なお、原画像とは、CG(Computer Graphics)や光学系121よりも高性能な光学系により撮像された画像であり、撮像画像より高周波成分を有する。または、画像を縮小することで、撮像画像より高周波成分を有する原画像を生成してもよい。原画像は、様々な被写体(異なる方向と強度のエッジ、グラデーション、平坦部など)を有する、1枚以上の画像である。

#### 【0030】

1つ目のペア生成の例は、第1の機械学習モデルおよび第2の機械学習モデルの各々で、使用する原画像を変更する方法である。第1の機械学習モデルでは、撮像画像の飽和値までの信号値しか有さない原画像に対して、光学系121と撮像素子122で発生するぼけを付与した画像を訓練画像、付与しなかった(または前記より小さいぼけを付与した)画像を正解画像とする。この場合、原画像が飽和値までの信号値しか有していないため、

10

20

30

40

50

訓練画像も正解画像も飽和によって被写体の情報が失われたペアが存在しない。そのため、この訓練画像と正解画像で学習した第1の機械学習モデルは、非飽和ぼけ像に対する補正しか学習せず、飽和ぼけ像と非飽和ぼけ像の判定が存在しないため、アーティファクトが発生しない。

#### 【0031】

次に、第2の機械学習モデルでは、撮像画像の飽和値を超えた信号値も有する原画像に対して、光学系121と撮像素子122で発生するぼけを付与した画像を訓練画像、付与しなかった（または、ぼけが小さい）画像を正解画像とする。ここで、訓練画像と正解画像の信号値は、撮像画像の飽和値でクリップされる。第2の機械学習モデルは、飽和ぼけ像と非飽和ぼけ像それぞれの補正を学習するため、飽和ぼけ像も補正できるが、アーティファクトが発生し得る。

10

#### 【0032】

2つ目のペア生成の例は、第1の機械学習モデルおよび第2の機械学習モデルの各々で、正解画像の生成方法を変更する方法である。この方法では、第1の機械学習モデルおよび第2の機械学習モデルともに、撮像画像の飽和値を超える信号値も有する原画像を使用する。第2の機械学習モデルに対しては、1つ目の例と同様である。第1の機械学習モデルでは、1つ目の例と同様に訓練画像を生成する。正解画像は、以下のように生成する。まず、原画像または訓練画像のうち、撮像画像の飽和値以上の信号値を有する領域を抽出する。抽出された領域以外は信号値をゼロとした原画像に対して、訓練画像と同様のぼけを付与し、抽出された領域のみゼロとした原画像と足し合わせ、飽和値でクリップする。これにより、飽和値を超える高輝度被写体のみ、訓練画像と同じぼけが付与された正解画像が生成される。この正解画像と訓練画像のペアを用いることで、第1の機械学習モデルは非飽和ぼけ像のみぼけを補正するように学習され、アーティファクトが発生しない。

20

#### 【0033】

なお、ぼけ補正を行う撮像画像の形式と、訓練画像の形式は合わせる必要がある。例えば、ぼけ補正を未現像のRAW画像の状態で行おうとする場合、訓練画像も未現像のRAW画像相当にする必要がある。複数の色成分を有する撮像画像を一括でぼけ補正しようとする場合、訓練画像も複数の色成分を有する必要がある。正解画像の形式は、機械学習モデルでぼけ補正のみを行おうとする場合、訓練画像と同じである。機械学習モデル内でぼけ補正と同時にRAW画像の現像処理も行おうとする場合、訓練画像は未現像のRAW画像であり、正解画像は現像画像となる。このように正解画像の形式は、必要に応じて変更してもよい。

30

#### 【0034】

また、入力データは、訓練画像以外の情報を含んでもよい。例えば、訓練画像に付与したぼけに対応する光学系121の焦点距離、F値、合焦距離、像高、アジマス、光学ローパスフィルタの分離方式やカットオフ周波数、撮像素子122の画素ピッチなどに関する情報である。これによって、複数の異なるぼけが混合された場合でも、機械学習モデルがぼけを特定できるため、高い精度でぼけ補正を行うことができる。また、訓練画像にノイズを付与する場合、付与したノイズの強さを表す情報などを含めてもよい。訓練画像以外の情報を学習の入力に追加した場合、推定時も同様の情報を機械学習モデルに入力する。

40

#### 【0035】

続いてステップS102において、演算部113は、入力データを機械学習モデルに入力し、モデル出力を生成する。モデル出力は、学習途中の機械学習モデルによってぼけ補正された訓練画像である。本実施例において、機械学習モデルはCNNを使用するが、他のモデルに関しても同様に適用が可能である。CNNは、複数の畳込み層を有する。学習の初回において、CNNのウェイト（フィルタの係数とバイアス）は乱数で決定することができる。第1の機械学習モデルおよび第2の機械学習モデルは、同じネットワーク構造のCNNであるが、同じ構造のCNNを使用しなくてもよい。

#### 【0036】

50

続いてステップS 1 0 3において、更新部 1 1 4は、モデル出力と正解画像との差（誤差、すなわちロス関数）に基づいて、機械学習モデルのウェイトを更新する。本実施例では、モデル出力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S 1 0 1にて複数組の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。算出されたロス関数の値から、誤差逆伝播法（Backpropagation）などによってウェイトの更新を行う。また、推定するモデル出力は、正解画像と訓練画像との差（補正残差）でもよい。この場合、モデル出力と正解の補正残差（正解画像と訓練画像との差）との誤差を用いて、ウェイトを更新する。

【0037】

10

続いてステップS 1 0 4において、更新部 1 1 4は、機械学習モデルの学習が完了したか否かを判定する。学習の完了は、学習（ウェイトの更新）の反復回数が所定の回数に達したかや、更新時のウェイトの変化量が所定値より小さいかなどにより判定することができる。ステップS 1 0 4にてウェイトの学習が完了していないと判定された場合、ステップS 1 0 1へ戻り、取得部 1 1 2は、1組以上の新たな入力データと正解画像を取得する。一方、ウェイトの学習が完了したと判定された場合、更新部 1 1 4は学習を終了し、ウェイトの情報を記憶部 1 1 1に記憶する。

【0038】

次に、図1および図7を参照して、画像処理部 1 2 3で実行される、撮像画像のぼけを補正した推定画像の生成に関して説明する。図1は、推定画像の生成の流れを示す図である。図7の各ステップは、画像処理部 1 2 3の取得部 1 2 3 a、ぼけ補正部 1 2 3 b、または演算部 1 2 3 cのいずれかにより実行される。

20

【0039】

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 2 0 1と、第1の機械学習モデルおよび第2の機械学習モデルの各々で使用するウェイトの情報を取得する。入力データ 2 0 1は撮像画像を含み、学習時の入力データが訓練画像以外の情報を含む場合、同様の情報も含む。ウェイトの情報は、記憶部 1 2 4から取得される。

【0040】

続いてステップS 2 0 2において、ぼけ補正部（取得手段） 1 2 3 bは、撮像画像を含む入力データ 2 0 1から、第1の機械学習モデルおよび第2の機械学習モデルの各々を用いて、第1のモデル出力 2 0 2および第2のモデル出力 2 0 3を生成（取得）する。第1のモデル出力 2 0 2および第2のモデル出力 2 0 3は、ぼけの補正された撮像画像である。第2のモデル出力 2 0 3は、全ぼけ像（非飽和ぼけ像と飽和ぼけ像）が補正された画像であるが、アーティファクトが発生している可能性がある。第1のモデル出力 2 0 2は、非飽和ぼけ像のみ補正された画像であり、アーティファクトが存在しない。なお、学習時にモデル出力を補正残差とした場合、第1のモデル出力 2 0 2および第2のモデル出力 0 3も補正残差となる。

30

【0041】

続いてステップS 2 0 3において、演算部 1 2 3 cは、第1のモデル出力 2 0 2と第2のモデル出力 2 0 3との比較に基づいて、第2のマップ 2 0 4を生成する。本実施例では、比較として、第1のモデル出力 2 0 2および第2のモデル出力 2 0 3の差分を用いるが、これに限定されるものではない。その他の例として、第1のモデル出力 2 0 2および第2のモデル出力 2 0 3各々と撮像画像との差分（補正残差）の比などを使用してもよい。または、第1のモデル出力 2 0 2および第2のモデル出力 2 0 3を複数の部分領域に分割し、同一の位置の部分領域の間で相関をとってもよい。また、モデル出力が補正残差の場合も、差分、比、または相関のいずれかを用いて比較を行うことができる。

40

【0042】

第2のマップ 2 0 4は、第1のモデル出力 2 0 2と第2のモデル出力 2 0 3との差分が所定の条件を満たす領域を示すマップであり、該領域に第2の値を有する。所定の条件とは、第1のモデル出力 2 0 2と第2のモデル出力 2 0 3との差異が大きい（差分や比では

50

その絶対値が大きい、相関では小さい)ことを示す。本実施例では、所定の条件を差分の絶対値が所定の閾値を超えることとし、所定の閾値を超えるか否かで差分をバイナリ化することで、第2のマップ204を生成する。所定の閾値を超えた領域を1(第2の値)とし、それ以外を0(第1の値)とする。ただし、本実施例はこれに限定されるものではなく、所定の閾値(第2の値)で差分をクリップして第2のマップ204を生成してもよい。

【0043】

図8(A)は、第2のマップ204の例である。差分が所定の閾値を超える領域が白(値は1)で、それ以外の領域が斜線部(値は0)で表される。第1のモデル出力202および第2のモデル出力203は、共に非飽和ぼけ像を補正するため、非飽和ぼけ像に該当する領域は差分が小さくなる。一方、飽和ぼけ像の補正とアーティファクトは第2のモデル出力203のみに生じるため、それらの領域では差分が大きくなり、図8(A)の白の領域211、212のように第2のマップ204中に現れる。なお、図8(A)では1つの色成分の例だけを示している。撮像画像が複数の色成分を有する場合、第2のマップ204も複数の色成分を有する。Bayer画像のように複数の色成分が異なる位置の画素に配列されている場合、撮像画像と第1のモデル出力202および第2のモデル出力203を各色成分に分けて、ステップS203以降の処理を実行することが好ましい。

【0044】

続いて、図7のステップS204において、演算部123cは、第2のマップ204と撮像画像の飽和画素の位置とに基づいて、第1のマップ205を生成する。第2のマップ204の白の領域211、212は各々、飽和ぼけ像を補正した領域またはアーティファクトが発生している領域を示す。飽和ぼけ像には、撮像画像の飽和画素が含まれる。すなわち、白の領域211、212の各々が囲む領域に、撮像画素の飽和画素が含まれていなければ、それはアーティファクトである。

【0045】

図8(B)は、撮像画像を飽和値でバイナリ化したマップであり、飽和画素のみ1(第2の値)、それ以外は0である。図8(B)で示された飽和画素の位置から、第2のマップ204の白の領域212で囲まれる領域には飽和画素が含まれていないことが分かる。すなわち、白の領域212はアーティファクトが発生している領域である。このようにして、第2のモデル出力203のうち、アーティファクトが発生している領域を抽出することができる。

【0046】

本実施例では、具体的に以下のようにして、第2のマップ204からアーティファクトの領域を抽出する。まず、撮像画像の飽和画素の位置を取得する。例えば、図8(B)では5点あり、最も左上の水平、垂直の座標(x, y)を(0, 0)とすると、それぞれ(3, 8)、(3, 9)、(4, 7)、(4, 8)、(4, 9)である。

【0047】

次に、飽和画素の位置のうち1つを選択し、その周辺の位置を取得する。例えば、(3, 8)を選択した場合、周辺の位置は(2, 8)、(3, 7)、(4, 8)、(3, 9)の4点である(斜めも含む8点でもよい)。この4点それぞれを始点として、第2のマップ204の塗り潰しを実行する。塗り潰しとは、始点を含み、かつ始点と同じ信号値を有する閉空間に対して、信号値を所定の値(第1の値)に置換する処理である。

【0048】

図8(A)の例では、差分の大きい領域が1(第2の値)で表されているので、0(第1の値)で塗り潰しを行う。塗り潰しには、例えば、スキャンラインシードフィルアルゴリズム等を使用する。飽和画素5点に対して各々4点の始点が設定されるため、ここでは塗り潰し処理を20回繰り返す。この塗り潰しにより、図8(A)の白の領域211は0に塗り潰され、白の領域212のみがアーティファクトの発生領域として残る。これが、第2のモデル出力203において弊害が発生している領域を示す第1のマップ205となる。

【0049】

10

20

30

40

50

なお、飽和画素の位置は、撮像画像に基づく画像であれば他の画像から取得してもよい。例えば、第1のモデル出力202または第2のモデル出力203を用いることもできる。また、バイナリ化やクリップを用いずに、以下の方法で第1のマップ205を生成してもよい。すなわち、第2のマップ204を、第1のモデル出力202と第2のモデル出力203との差分そのものとし、飽和画素の位置に基づく始点を含み、かつ差分の値が所定の条件を満たす（差分が所定の閾値以上である）閉空間を除去する。そして、残った差分の値が所定の条件を満たす領域を抽出したマップを、第1のマップ205とする。

#### 【0050】

続いてステップS205において、演算部（生成手段）123cは、第1のモデル出力202および第2のモデル出力203と、第1のマップ205と、に基づいて、推定画像206を生成する。第2のモデル出力203は、撮像画像の全ぼけ像（非飽和ぼけ像と飽和ぼけ像）が補正されているが、アーティファクトが存在している可能性がある。第1のモデル出力202は、非飽和ぼけ像のみしか補正されていないが、アーティファクトは存在しない。第1のマップ205は、第2のモデル出力203のアーティファクトが発生した領域を示す（ここでは第2の値1を有する画素がアーティファクトを示す）マップである。このため、第2のモデル出力203において、第1のマップ205で示された領域を、第1のモデル出力202に置換することで、撮像画像の全ぼけ像が補正され、かつアーティファクトが抑制された推定画像206を得ることができる。

#### 【0051】

なお、置換の代わりに、加重平均を用いてもよい。この場合、第1のマップ205で示されたアーティファクトの発生領域において、第1のモデル出力202の重みが第2のモデル出力203より大きくなる。生成された推定画像206は、記憶部124に記憶される。また、第1のモデル出力202および第2のモデル出力203が補正残差の場合、置換後に撮像画像に加算することで、推定画像206を得ることができる。また、第1のモデル出力202と第2のモデル出力203との合成を行わなくてもよい。例えば、第1のマップ205からアーティファクトがないと判定された場合には第2のモデル出力203を、アーティファクトがあると判定された場合には第1のモデル出力202をそれぞれ推定画像206としてもよい。これにより、ぼけ像の補正効果は低下する可能性があるが、必ず弊害の抑制された推定画像206を得ることができる。

#### 【0052】

次に、本実施例の望ましい条件に関して説明する。以下の条件は、本実施例以外の各実施例にも適用可能である。まず、撮像画像が複数の色成分を有する場合、第1のマップ205は全色成分に対して共通であることが望ましい。ステップS203、S204を各色成分に対して実行すると、色成分によって第1のマップ205が示すアーティファクトの領域が異なる。例えば、撮像画像がRAW画像の場合にはGが飽和しやすく、Gのみ飽和して近傍のRBが飽和していない可能性がある。このため、飽和画素の位置が色によって異なり、第1のマップ205に違いが生じる。色成分ごとに異なる第1のマップ205を使用すると、画像の同じ領域で、例えばRBは第1のモデル出力202が、Gのみ第2のモデル出力203が使用されることとなり、推定画像が不連続な見えとなる。このため第1のマップ205は、全色成分で共通であることが望ましい。ある色成分で生成した第1のマップ205を全ての色成分に適用する方法や、第1のマップ205の同一または近傍の画素において1色でも第2の値でなければ、全色成分でアーティファクトでないとする（第2の値でない値にする）方法などが挙げられる。最もアーティファクトが抑制される方法は、第1のマップ205の同一または近傍の画素において1色でも第2の値であれば、全色成分でアーティファクトとする（第2の値にする）方法である。

#### 【0053】

次に、撮像画像、第1のモデル出力202および第2のモデル出力203が複数の色成分を有し、かつ未現像のRAW画像である場合、第1のマップ205はホワイトバランス係数に基づいて生成されることが好ましい。これは、ユーザによって鑑賞される画像はホワイトバランス補正がかけられた状態のためである。ステップS203における所定の閾

10

20

30

40

50

値を色成分ごとに異なる値とし、その値の比をホワイトバランス係数の比によって決定するとよい。または、所定の閾値を色成分で一定とし、比較する撮像画像、第1のモデル出力202および第2のモデル出力203に対してホワイトバランス補正を行ってもよい。

【0054】

同様に、撮像画像、第1のモデル出力202および第2のモデル出力203が未現像のRAW画像である場合、第1のマップ205はガンマ補正に基づいて生成されることが好ましい。前述と同様に、ユーザによって鑑賞される画像はガンマ補正がかけられた状態のためである。ステップS203における所定の閾値を、撮像画像、第1のモデル出力202または第2のモデル出力203のいずれかの画素の信号値の大きさとガンマ補正に基づいて、変化させることが好ましい。ガンマ補正は暗部の階調を上げ、明部の階調を下げる。このため、所定の閾値は信号値が大きい画素ほど小さく、信号値が小さい画素ほど大きくする。または、所定の閾値を一定とし、比較する撮像画像、第1のモデル出力202および第2のモデル出力203に対してガンマ補正を行ってもよい。モデル出力が補正残差の場合、撮像画像に加算した状態でガンマ補正を考慮する。

【0055】

次に、第2のマップ204において、撮像画像に基づく飽和画素の位置の画素を第2の値に置換してから、第1の値への塗り潰しを行うことが好ましい。第1のモデル出力202と第2のモデル出力203との比較において、撮像画像の飽和画素の位置は差異が小さくなりやすく、第2のマップ204において該位置は第2の値を有さないことが多い。図8(A)では、撮像画像の飽和画素の位置における画素は第1の値を有している。そのため、撮像画像の飽和画素の位置を始点に第1の値への塗り潰し処理を行っても、白の領域211は塗り潰しされない。白の領域211が塗り潰しされるためには、飽和画素の位置の周辺を始点にする必要がある。しかし、例えば周辺4点を始点にすると、各始点に対して塗り潰しを行うため、4回の塗り潰しが行われて処理負荷が大きくなる。しかし、第2のマップ204において、飽和画素の位置の画素を1(第2の値)に置換すれば、飽和画素の位置1点を始点にするだけで白の領域211を塗り潰しすることができ、処理負荷が低減される。図8(A)の場合、塗り潰しの繰り返し回数が、20回から5回に低減される。

【0056】

また、第2のマップ204の塗り潰しによって第1の値に置換された画素の位置に基づいて、飽和画素の位置を修正し、修正された飽和画素の位置に基づく画素を始点として、塗り潰しを再び実行することが好ましい。例えば、図8(A)では飽和画素5点各々に対して周辺4点の20点、塗り潰しの始点が存在する。しかし、例えば(2, 8)を始点として塗り潰しを行えば、白の領域211は全て塗り潰されるため、それ以降塗り潰しを繰り返す必要はない。このため、塗り潰しによって第1の値に置換された画素の位置を取得し、該位置を飽和画素の位置から除外する。そして、残った飽和画素の位置を始点として、次の塗り潰しを行うことで処理負荷を低減できる。これにより、図8(A)の例では、塗り潰し1回で第1のマップを生成することができる。

【0057】

以上のように、本実施例によれば、機械学習モデルによる画像推定に固有の弊害を抑制可能な画像処理システムを提供することができる。

【実施例2】

【0058】

次に、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。本実施例は、製造ばらつき等で学習したばけとずれが生じた場合でも、過剰補正を抑制して撮像画像のばけを補正することを目的とする。ただし本実施例は、その他の画像推定に対しても同様に適用可能である。

【0059】

図9は、画像処理システム300のブロック図である。図10は、画像処理システム300の外観図である。画像処理システム300は、学習装置301、撮像装置302、お

10

20

30

40

50

よび画像処理装置 303 を有し、各装置はそれぞれネットワーク等で接続されている。撮像装置 302 は、光学系 321、撮像素子 322、記憶部 323、通信部 324、および表示部 325 を有する。光学系 321 と撮像素子 322 により取得された撮像画像は、光学系 321 で発生する収差などによるぼけが発生している。撮像画像は、通信部 324 を介して、画像処理装置 303 へ送信される。画像処理装置 303 は、記憶部 331、通信部 332、取得部 333、ぼけ補正部 334、および演算部 335 を有する。画像処理装置 303 は、通信部 332 を介して撮像画像を受信し、機械学習モデルによるぼけ補正と過剰補正の抑制を実行し、推定画像を生成する。ぼけ補正には、学習装置 301 で学習されたウエイトを使用する。ウエイトの情報は、予め学習装置 301 から取得され、記憶部 331 に記憶されている。なお本実施例は、機械学習モデルとして CNN を使用するが、その他のモデルにも適用可能である。

10

#### 【0060】

次に、図 11 を参照して、本実施例における機械学習モデルに関して説明する。図 11 は、本実施例における機械学習モデルの構成図である。本実施例では、図 11 (A) に示される第 1 の機械学習モデルおよび第 2 の機械学習モデルを使用する。入力データ 401 から、第 2 の機械学習モデルは第 2 のモデル出力 402 を生成し、第 1 の機械学習モデルは第 1 のモデル出力 403 を生成する。図 11 (A) の構成において、第 1 の機械学習モデルの一部は、第 2 の機械学習モデルと同一である。ただし、図 11 (B) に示されるように、第 1 の機械学習モデルおよび第 2 の機械学習モデルの各々の一部が同一となる構成でもよい。図 11 (B) では、分岐後に第 2 の機械学習モデルが 1 層のみ有する構成だが、これに限定されるものではない。なお、第 1 の機械学習モデルおよび第 2 の機械学習モデルの学習に関する詳細は、後述する。

20

#### 【0061】

第 2 の機械学習モデルは、光学系 321 の設計値に基づくぼけ補正を行い、第 2 のモデル出力 402 を生成する。このため、光学系 321 が製造ばらつき等の影響によってぼけが変化している場合、ぼけ補正の精度が低下する。設計値よりもぼけが大きくなっている場合、第 2 のモデル出力 402 は補正不足になる。逆に、設計値よりもぼけが小さくなっている場合、第 2 のモデル出力 402 は過剰補正になる。補正不足は、撮像画像とぼけのない理想的な被写体の画像の間の解像感（撮像画像よりぼけが小さい）になるのに対し、過剰補正はアンダーシュート等の実際には存在しない構造が存在する画像となる。このため本実施例では、製造ばらつき等による過剰補正を抑制する。第 1 の機械学習モデルは、撮像画像のぼけ補正と過剰補正の抑制を行い、第 1 のモデル出力 403 を生成する。過剰補正の抑制は、第 2 の機械学習モデルと共通していない後続の層で実行される。しかし、画像中の何処が過剰補正になるかは正確に判定できない。例えば、エッジであれば過剰補正によってアンダーシュートやオーバーシュート等の弊害が発生するため、過剰補正の判定が容易である。しかし、テクスチャは過剰補正してもアンダーシュート等の弊害が出にくいいため、過剰補正なのか、もともと強いテクスチャ成分なのか、区別することが困難である。このため、第 1 のモデル出力 403 では、過剰補正になったテクスチャで抑制される部分とされない部分がまだらに混じり、テクスチャの解像感が不連続になる。

30

#### 【0062】

まとめると、第 2 のモデル出力 402 は、撮像画像のぼけが補正されているが、製造ばらつき等の影響で過剰補正になる場合がある。第 1 のモデル出力 403 は、撮像画像のぼけが補正され、エッジの過剰補正も抑制されているが、テクスチャの解像感が不連続になる場合がある。第 1 及び第 2 のモデル出力を合わせることで、撮像画像のぼけが補正され、かつエッジの過剰補正とテクスチャの解像感の不連続性を抑制した推定画像を生成する。その詳細に関しては後述する。なお、過剰補正が発生している場合、第 2 のモデル出力 402 は、第 1 のモデル出力 403 よりも高い空間周波数強度を有する。一方、過剰補正が発生していない場合、第 2 のモデル出力 402 は、第 1 のモデル出力 403 と同等の空間周波数強度を有する。したがって、第 2 のモデル出力 402 は、第 1 のモデル出力 403 よりも高いか同等（すなわち第 1 のモデル出力以上）の空間周波数強度を有する。推定

40

50

画像は撮像装置 3 0 2 に送信され、記憶部 3 2 3 に記憶、表示部 3 2 4 に表示される。

【 0 0 6 3 】

学習装置 3 0 1 で実行される第 1 の機械学習モデルおよび第 2 の機械学習モデルのウェイトの学習は、図 6 のフローチャートと同様である。ただし本実施例では、第 2 の機械学習モデルの学習を完了した後に、第 1 の機械学習モデルを学習する。図 6 の各ステップは、学習装置 3 0 1 の記憶部 3 1 1、取得部 3 1 2、演算部 3 1 3、または更新部 3 1 4 のいずれかにより実行される。

【 0 0 6 4 】

ステップ S 1 0 1 において、取得部 3 1 2 は、記憶部 3 1 1 から 1 組以上の入力データと正解画像のペアを取得する。第 2 の機械学習モデルの訓練画像（ぼけ画像）は、原画像に対して光学系 3 2 1 の設計値から求められるぼけを付与することで生成する。光学系 3 2 1 の焦点距離、F 値、合焦距離、像高、アジマスなどの光学パラメータを決め、その光学パラメータに対応するぼけで訓練画像を生成する。また、入力データは、光学パラメータの情報も含む。複数の光学パラメータに対して同様の手順を繰り返し、光学系 3 2 1 で発生する様々なぼけに対応する複数の入力データを生成する。入力データが光学パラメータの情報を含むため、機械学習モデルは訓練画像のぼけを光学パラメータによって区別することができ、高精度なぼけの補正が可能となる。正解画像は、原画像をそのまま使用する（または、光学系 3 2 1 のぼけより小さいぼけを付与する）。

【 0 0 6 5 】

第 1 の機械学習モデルの訓練画像は、第 2 の機械学習モデルの訓練画像の生成方法に加えて、光学系 3 2 1 の設計値と異なるぼけを付与した画像も生成する。これにより、光学系 3 2 1 の設計値とずれが発生した場合の学習を行う。製造ばらつきや、軸上色収差や像面湾曲が発生している際のデフォーカスなどによって、ずれが発生する。設計値と異なるぼけは、例えば、光学系 3 2 1 の設計値から求められるぼけを拡大、または縮小したぼけを使用することが好ましい。その他、変形や回転を使用してもよい。また、異なる光学パラメータのぼけを使用する方法や、ぼけに鮮鋭化（またはぼかし）を実行する方法などがある。設計値と略一致のぼけが付与された訓練画像に対する正解画像は、第 2 の機械学習モデルと同様である。または、訓練画像に対する第 2 のモデル出力 4 0 2 を正解画像としてもよい。設計値より大きいぼけが付与された訓練画像に対する正解画像は、訓練画像に対する第 2 のモデル出力 4 0 2 を正解画像とする。すなわち、撮像画像が設計値よりぼけている場合は、補正不足のままとなるように学習する。設計値より小さいぼけが付与された訓練画像に対する正解画像は、第 2 の機械学習モデルと同様である。または、同一の原画像に対して設計値と略一致のぼけを付与した画像に対する第 2 のモデル出力 4 0 2 を、正解画像としてもよい。この訓練画像と正解画像のペアによって、過剰補正のみを抑制するモデルを学習することができる。

【 0 0 6 6 】

続いてステップ S 1 0 2 において、演算部 3 1 3 は、入力データ 4 0 1 から第 1 または第 2 の機械学習モデルを用いて、第 1 のモデル出力 4 0 3 または第 2 のモデル出力 4 0 2 を生成する。

【 0 0 6 7 】

続いてステップ S 1 0 3 において、更新部 3 1 4 は、第 1 のモデル出力 4 0 3 または第 2 のモデル出力 4 0 2 と、正解画像と、の誤差に基づいて、第 1 の機械学習モデルまたは第 2 の機械学習モデルのウェイトを更新する。なお、第 1 の機械学習モデルの学習を行う際、既に学習された第 2 の機械学習モデルと同一の部分はウェイトを固定し、更新しない。すなわち第 2 の機械学習モデルのウェイトが、そのまま第 1 の機械学習モデルに使用される。

【 0 0 6 8 】

続いてステップ S 1 0 4 において、更新部 3 1 4 は、学習の完了を判定する。学習済みのウェイトの情報は、記憶部 3 1 1 に記憶される。

【 0 0 6 9 】



次に、図 1 2 を参照して、画像処理装置 3 0 3 で実行される撮像画像のぼけ補正と過剰補正の抑制に関して説明する。図 1 2 は、本実施例における推定画像の生成のフローチャートである

まずステップ S 3 0 1 において、取得部 3 3 3 は、入力データと第 1 の機械学習モデルおよび第 2 の機械学習モデルのウエ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 3 2 1 の光学パラメータに関する情報とを含む。図 1 1 ( A ) の構成の場合、第 2 の機械学習モデルは、全て第 1 の機械学習モデルに含まれているため、第 1 の機械学習モデルのウエイトの情報のみを取得すればよい。

【 0 0 7 0 】

続いてステップ S 3 0 2 において、ぼけ補正部（取得手段）3 3 4 は、入力データから第 1 の機械学習モデルおよび第 2 の機械学習モデルの各々で第 1 のモデル出力 4 0 3 および第 2 のモデル出力 4 0 2 を生成（取得）する。図 1 1 ( A ) の構成の場合、第 2 の機械学習モデルは、全て第 1 の機械学習モデルに含まれているため、第 1 の機械学習モデルのみ実行し、中間出力である第 2 のモデル出力 4 0 2 と、第 1 のモデル出力 4 0 3 を生成する。

【 0 0 7 1 】

続いてステップ S 3 0 3 において、演算部 3 3 5 は、撮像画像と第 2 のモデル出力 4 0 2 との比較に基づいて、第 1 のマップを生成する。本実施例では、撮像画像と第 2 のモデル出力 4 0 2 の差分を取り、所定の閾値を超えている領域を示す第 1 のマップを生成する。第 1 のマップは、第 2 のモデル出力 4 0 2 において補正残差が大きい（第 2 の値を有する）領域を示しており、過剰補正が発生しているエッジ領域が含まれる。ただし、補正残差が大きいだけで適正に補正されている領域も含まれる。

【 0 0 7 2 】

続いてステップ S 3 0 4 において、演算部（生成手段）3 3 5 は、第 1 のモデル出力 4 0 3 および第 2 のモデル出力 4 0 2 と、第 1 のマップとに基づいて、推定画像を生成する。第 2 のモデル出力 4 0 2 において、第 1 のマップで示される（補正残差が大きい）領域を第 1 のモデル出力 4 0 3 に置換することで、推定画像を生成する。補正残差が大きい領域だけ第 1 のモデル出力 4 0 3 へ置換することで、解像感が不連続となるテクスチャは推定画像に使用されない。第 1 のモデル出力 4 0 3 は、過剰補正になったエッジのみ適正な解像感に抑え、その他のエッジは第 2 のモデル出力 4 0 2 と同等の解像感のため、エッジの補正効果を落とさずに過剰補正のみを抑制することができる。

【 0 0 7 3 】

以上のように、本実施例によれば、機械学習モデルによる画像推定に固有の弊害を抑制可能な画像処理システムを提供することができる。

【実施例 3】

【 0 0 7 4 】

次に、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。本実施例は、飽和画素を含むぼけ味（デフォーカスぼけ）の変換を、機械学習モデルによる画像推定の目的とする。ぼけ味の変換とは、撮像画像の非合焦領域におけるデフォーカスぼけの分布を異なる分布へ変換する処理を指す。例えば、P S F のピークが分離することで起こる二線ぼけを、フラットな分布の円形ぼけやガウス分布関数などに変換する。これによって、より合焦被写体を際立たせたり、撮像画像の印象を変化させたりすることができる。ただし、ぼけ味の変換以外の画像推定に関しても、同様に発明を実施し、効果を得ることが可能である。

【 0 0 7 5 】

図 1 3 は、本実施例における画像処理システム 5 0 0 のブロック図である。図 1 4 は、画像処理システム 5 0 0 の外観図である。画像処理システム 5 0 0 は、学習装置 5 0 1、撮像装置 5 0 2、ぼけ味変換装置 5 0 3、および画像処理装置 5 0 4 を有し、各装置は有線または無線のネットワークで接続されている。

【 0 0 7 6 】

10

20

30

40

50

撮像装置 502 は、光学系 521 および撮像素子 522 を有する。撮像画像には、光学系 521 で発生した二線ぼけなどのデフォーカスぼけが存在する。画像処理装置 504 は、記憶部 541、通信部 542、演算部 543、および表示部 544 を有し、ユーザの入力に従って、撮像装置 502 から撮像画像を取得し、ぼけ味変換装置 503 へ送信する。ぼけ味変換装置 503 は、記憶部 531、通信部 532、取得部 533、および、ぼけ味変換部 534 を有し、撮像画像のぼけ味を、第 1 の機械学習モデルおよび第 2 の機械学習モデルを用いて変換する。ぼけ味変換装置 503 は、学習装置 501 から第 1 及び第 2 の機械学習モデルのウエイトの情報を取得し、記憶部 531 に記憶している。学習装置 501 は、記憶部 511、取得部 512、演算部 513、および更新部 514 を有し、第 1 の機械学習モデルおよび第 2 の機械学習モデルでぼけ味変換を行うためのウエイトを学習する。

10

#### 【0077】

画像処理装置 504 は、第 1 の機械学習モデルおよび第 2 の機械学習モデルの各々でぼけ味変換された第 1 のモデル出力および第 2 のモデル出力を取得し、機械学習モデル固有の弊害を抑制した推定画像を生成する。推定画像は表示部 544 に表示され、ユーザは表示された画像を確認しながら露出補正などの編集作業を行うことができる。なお本実施例は、機械学習として CNN を使用するが、その他のモデルにも適用可能である。

#### 【0078】

本実施例において発生する機械学習モデル固有の弊害は、実施例 1 と同様に、実際の被写体には存在しない局所的な信号の増減によるアーティファクトである。その発生原因は、実施例 1 と同様である。飽和による情報の欠落があるため、機械学習モデルは、飽和画素を含むデフォーカスぼけ像（飽和ぼけ味）と、非飽和画素のみを含むデフォーカスぼけ像（非飽和ぼけ味）では、ぼけ味変換の処理を変える必要がある。しかし、飽和ぼけ味と非飽和ぼけ味を完全には判定することができないため、アーティファクトが発生することがある。

20

#### 【0079】

学習装置 501 で実行される第 1 の機械学習モデルおよび第 2 の機械学習モデルのウエイトの学習は、図 6 のフローチャートと同様である。本実施例は、図 11 (A) に示される構成と同様の構成をとる。ただし、図 11 (A) に対して、本実施例では第 1 の機械学習モデルと第 2 の機械学習モデルの関係が逆となる。また、実施例 2 と同様に、図 11 (B) の構成（ただし、第 1 の機械学習モデルと第 2 の機械学習モデルの関係を入れ替えた構成）でもよい。本実施例では、第 1 の機械学習モデルの学習を完了した後に、第 2 の機械学習モデルを学習する。

30

#### 【0080】

まずステップ S101 において、取得部 512 は、1 組以上の入力データと正解画像のペアを取得する。入力データは、訓練画像を含む。訓練画像の生成方法は、実施例 1 と同様である。ただし、付与するぼけが光学系 521 のデフォーカスとなる。デフォーカス量を決定し、それに対応したデフォーカスぼけを付与する。合焦状態（デフォーカス量が 0）と様々なデフォーカス量の訓練画像を生成し、学習に用いる。正解画像は、変換によって実現しようとするデフォーカスぼけを原画像に対して付与し、生成する。ぼけ味の変換では、ぼけによって失われた周波数成分の復元は行わない。このため、正解画像に付与されるデフォーカスぼけの広がり、訓練画像のデフォーカスぼけと同等または大きい。

40

#### 【0081】

実施例 1 と同様に、第 1 の機械学習モデルは非飽和ぼけ味のみ変換する。第 2 の機械学習モデルは、全ぼけ味（飽和ぼけ味と非飽和ぼけ味）を変換するが、アーティファクトが発生する可能性がある。なお、訓練画像に加えて、訓練画像と異なる視点の視差画像を入力データに加えてもよい。視差によって、機械学習モデルが変換の対象である非合焦被写体と対象ではない合焦被写体を区別することが容易になり、ぼけ味変換の精度が向上する。この場合、推定時にも同様に視差画像を入力する。視差画像の代わりに、デプスマップ、またはデフォーカスマップを入力データに含めてもよい。

50

## 【0082】

続いてステップS102において、演算部513は、入力データから機械学習モデルを用いてモデル出力を生成する。続いてステップS103において、更新部514は、モデル出力と正解画像との誤差に基づいて、機械学習モデルのウェイトを更新する。実施例2と同様に、第2の機械学習モデルを学習する際、第1の機械学習モデルと共通する部分のウェイトは固定する。続いてステップS104において、更新部514は、学習の完了を判定する。学習済みのウェイトの情報は、記憶部511に記憶される。

## 【0083】

なお、ここでは第1の機械学習モデルおよび第2の機械学習モデルを個別に学習したが、一括で学習することもできる。この場合、訓練画像1枚に対し、第1の機械学習モデルおよび第2の機械学習モデルの各々に対応する2枚の正解画像を用意する。ロス関数を、第1のモデル出力と第1の正解画像（訓練画像と非飽和ぼけ味のみ異なる）との誤差と、第2のモデル出力と第2の正解画像（訓練画像と全ぼけ味が異なる）との誤差と、の重み付き和とする。これにより、第1の機械学習モデルおよび第2の機械学習モデルを連結した状態で合わせて学習することができる。

## 【0084】

次に、図15を参照して、画像処理装置504およびぼけ味変換装置503で実行される、撮像画像のぼけ味が変換された推定画像の生成に関して説明する。図15は、本実施例における推定画像の生成のフローチャートである。

## 【0085】

まずステップS401において、画像処理装置504の通信部（送信手段）542は、ぼけ味変換装置503へ撮像画像を含む入力データとぼけ味変換処理の実行に関する要求を送信する。撮像画像は、予め撮像装置502から取得され、記憶部541に記憶されている。また、学習時の入力データが訓練画像以外の情報を含む場合、同様の情報を撮像画像と合わせて送信する。

## 【0086】

続いてステップS402において、ぼけ味変換装置503の通信部（受信手段）532は、画像処理装置504から送信された撮像画像を含む入力データと処理の実行に関する要求を取得（受信）する。続いてステップS403において、取得部533は、記憶部531よりウェイトの情報を取得する。続いてステップS404において、ぼけ味変換部（第1の生成手段）534は、入力データから第1の機械学習モデルおよび第2の機械学習モデルの各々を用いて、第1のモデル出力および第2のモデル出力を生成する。第2のモデル出力は、全ぼけ味が変換された画像であるが、アーティファクトが発生している可能性がある。第1のモデル出力は、非飽和ぼけ味のみ変換された画像であり、アーティファクトが存在しない。続いてステップS405において、通信部532は、画像処理装置504へ第1のモデル出力および第2のモデル出力を送信する。

## 【0087】

続いてステップS406において、画像処理装置504の通信部（取得手段）542は、第1のモデル出力および第2のモデル出力を取得する。続いてステップS407において、演算部543は、第1のモデル出力と第2のモデル出力との比較に基づいて、第2のマップを生成する。本実施例では、実施例1と同様に、差分を所定の閾値でバイナリ化し、第2のマップを生成する。

## 【0088】

続いてステップS408において、演算部543は、第2のマップと撮像画像の飽和画素の位置とに基づいて、第1のマップを生成する。本実施例では、実施例1と同様に、飽和ぼけ味には飽和画素が含まれているため、第2のマップから飽和画素を含まないアーティファクト領域を抽出した第1のマップを生成する。第1のマップにおいて、アーティファクトは第2の値を有する領域として示される。

## 【0089】

続いてステップS409において、演算部（第2の生成手段）543は、第1のモデル

10

20

30

40

50

出力および第 2 のモデル出力と、第 1 のマップとに基づいて、推定画像を生成する。第 2 のモデル出力において、第 1 のマップで示されるアーティファクトの領域を第 1 のモデル出力で置換することにより、アーティファクトのないぼけ味変換された推定画像を生成することができる。

【 0 0 9 0 】

以上のように、本実施例によれば、機械学習モデルによる画像推定に固有の弊害を抑制可能な画像処理システムを提供することができる。

【 0 0 9 1 】

( 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。

【 0 0 9 2 】

各実施例によれば、機械学習モデルを用いた画像推定で発生する固有の弊害を抑制することが可能な画像処理方法、画像処理装置、画像処理システム、およびプログラムを提供することができる。

【 0 0 9 3 】

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

【 符号の説明 】

【 0 0 9 4 】

1 2 3 画像処理部 ( 画像処理装置 )

1 2 3 b ぼけ補正部 ( 取得手段 )

1 2 3 c 演算部 ( 生成手段 )

10

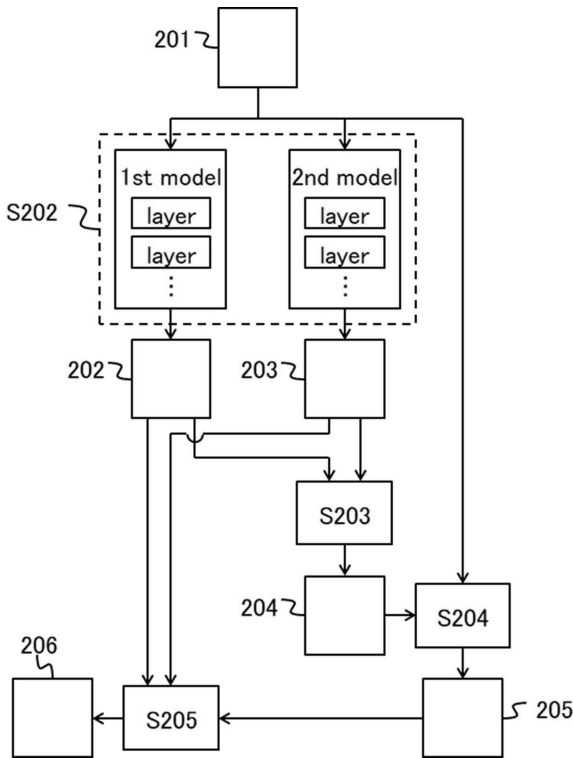
20

30

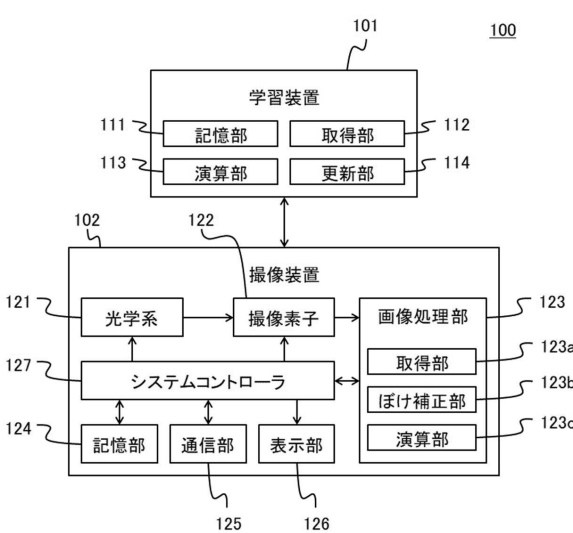
40

50

【図面】  
【図 1】



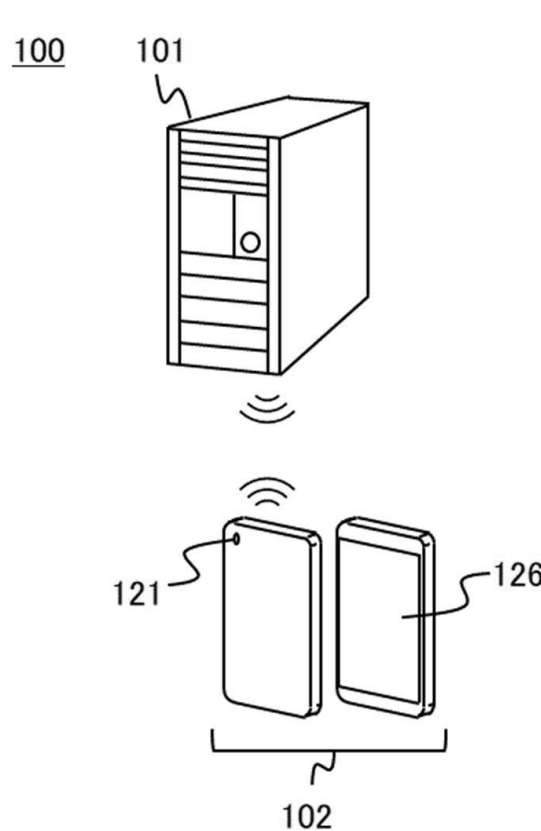
【図 2】



10

20

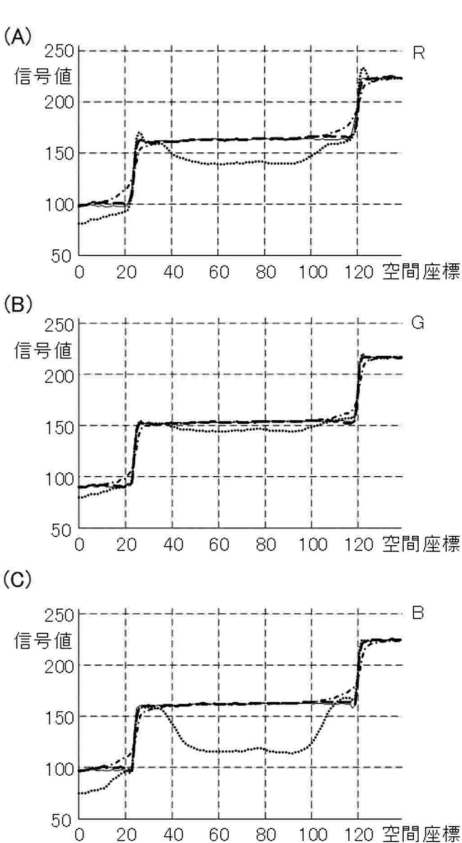
【図 3】



30

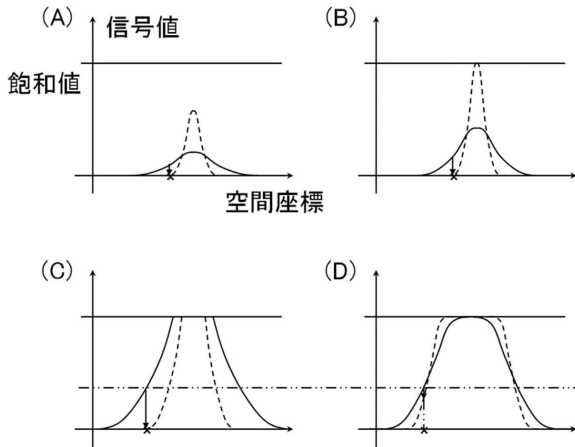
40

【図 4】

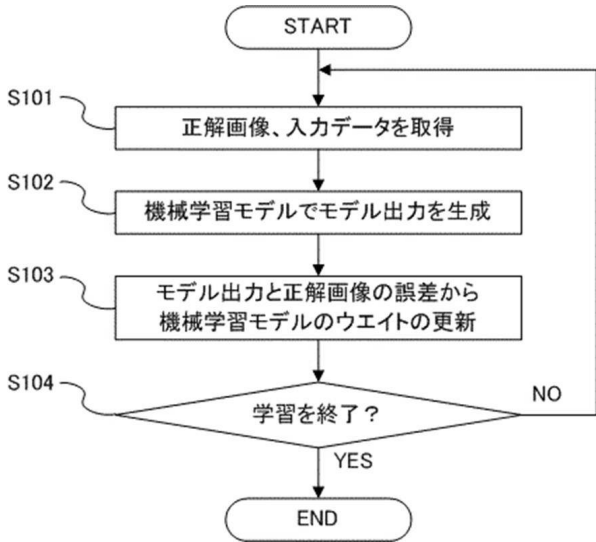


50

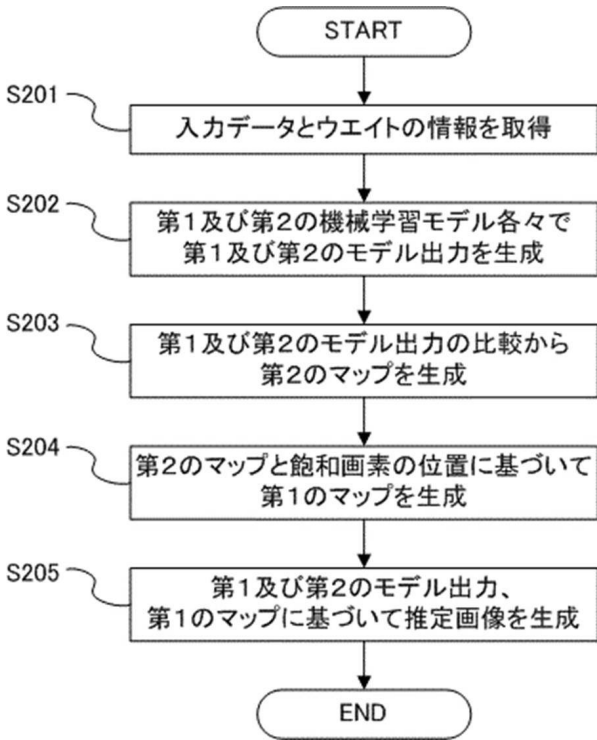
【図 5】



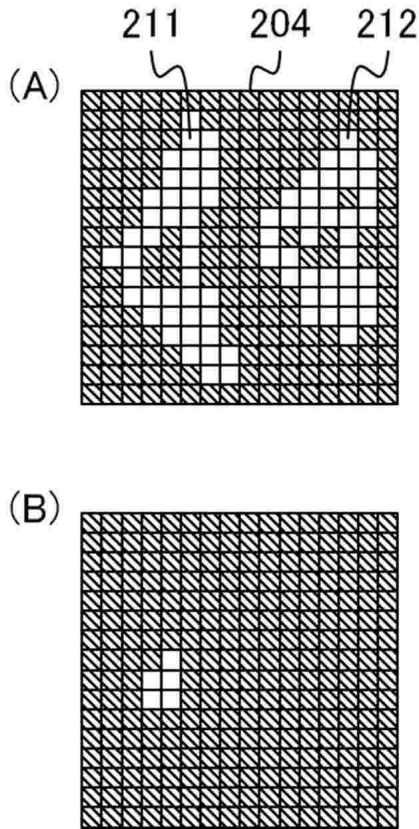
【図 6】



【図 7】



【図 8】



10

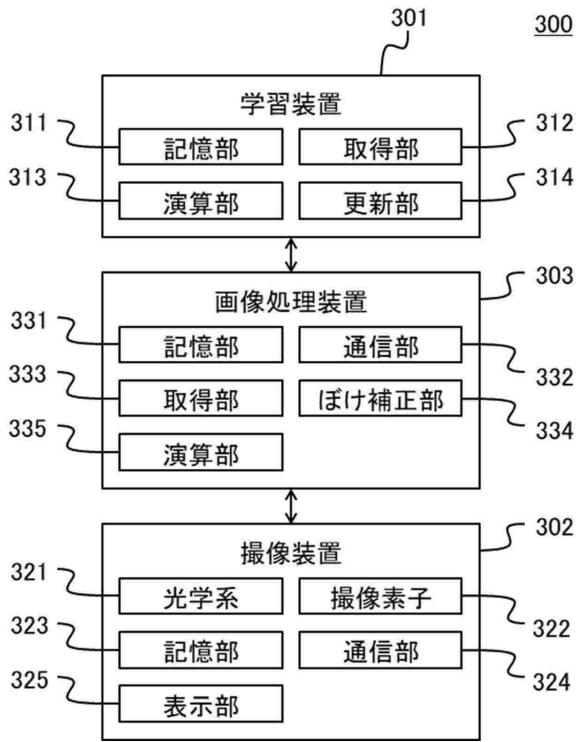
20

30

40

50

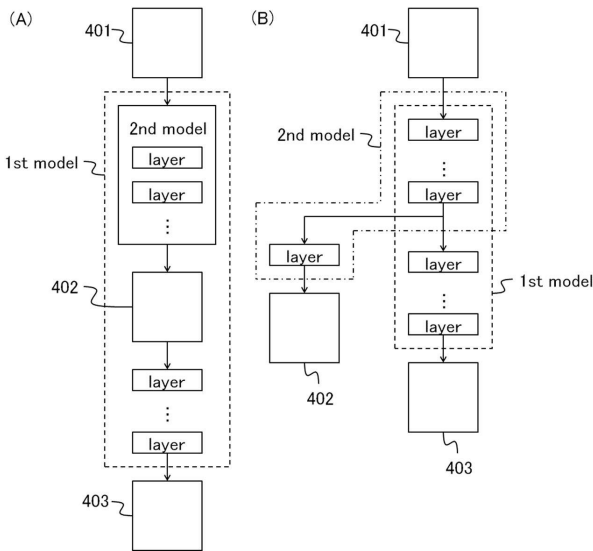
【図 9】



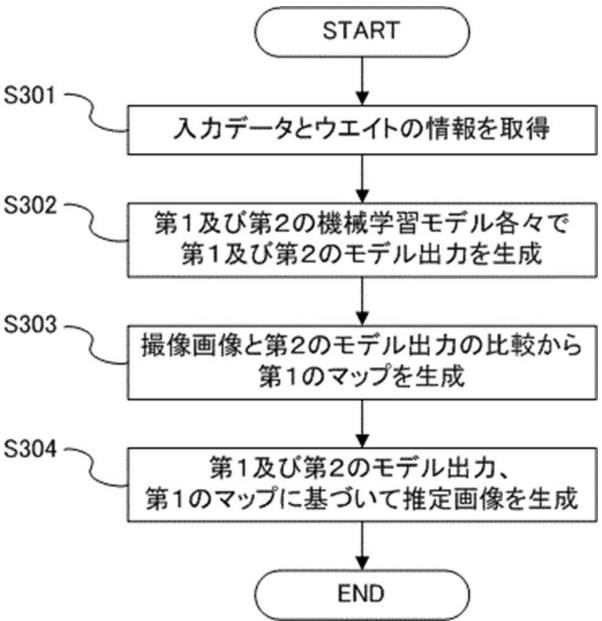
【図 1 0】



【図 1 1】



【図 1 2】



10

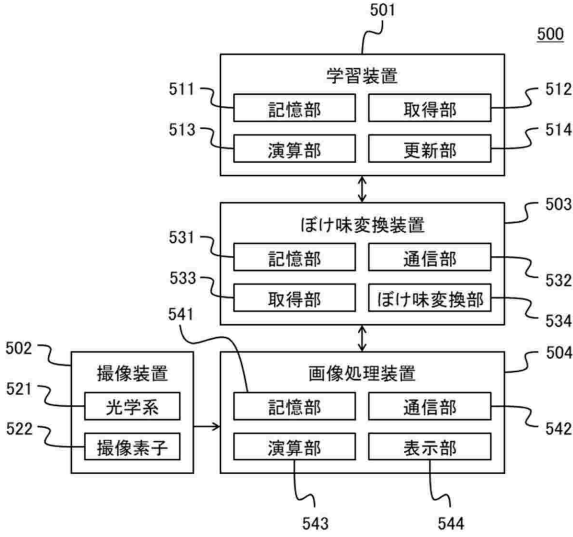
20

30

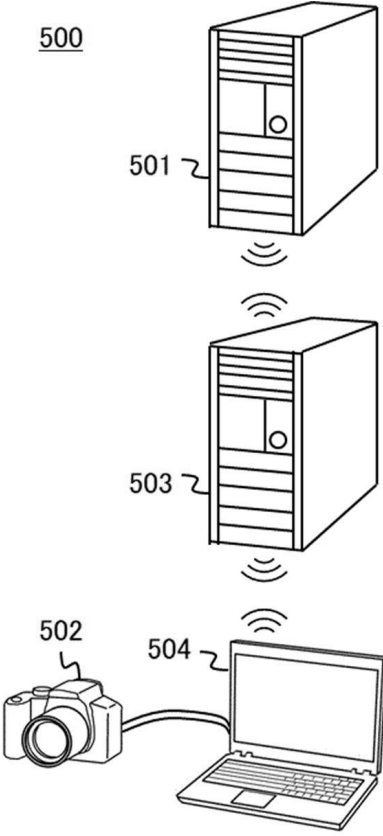
40

50

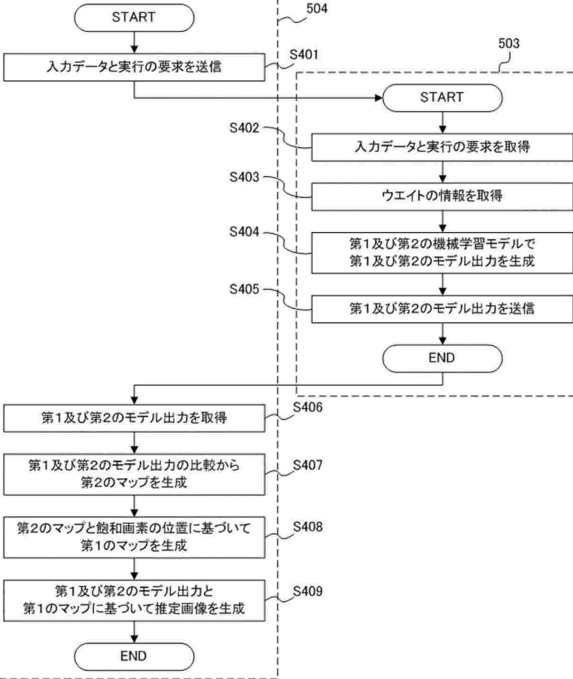
【図 1 3】



【図 1 4】



【図 1 5】



10

20

30

40

50



---

フロントページの続き

- (56)参考文献 特開 2 0 2 0 - 0 2 0 7 4 4 ( J P , A )  
特開 2 0 1 8 - 0 4 8 9 7 9 ( J P , A )  
(58)調査した分野 (Int.Cl. , D B 名)  
G 0 6 T 5 / 0 0