

(19)日本国特許庁(JP)

(12)公開特許公報(A)

(11)公開番号
特開2024-21485
(P2024-21485A)

(43)公開日 令和6年2月16日(2024.2.16)

(51)国際特許分類	F I	テーマコード (参考)
G 0 6 T 7/00 (2017.01)	G 0 6 T 7/00 3 5 0 B	5 C 1 2 2
G 0 6 V 10/70 (2022.01)	G 0 6 V 10/70	5 L 0 9 6
H 0 4 N 23/60 (2023.01)	H 0 4 N 5/232 2 9 0	

審査請求 未請求 請求項の数 17 O L (全25頁)

(21)出願番号	特願2022-124335(P2022-124335)	(71)出願人	000001007 キヤノン株式会社 東京都大田区下丸子3丁目30番2号
(22)出願日	令和4年8月3日(2022.8.3)	(74)代理人	100110412 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
		F ターム (参考)	5C122 EA37 FH03 FH11 FH18 FH23 HA13 HA35 HA48 HA88 HB01 HB06 最終頁に続く

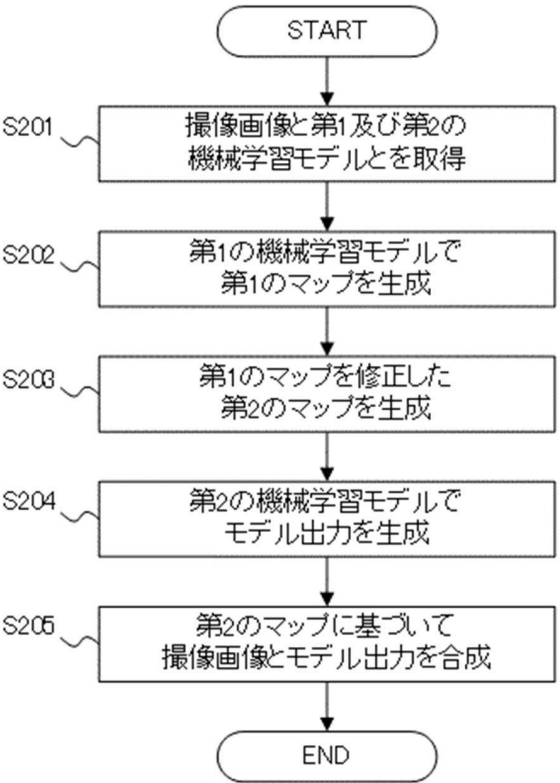
(54)【発明の名称】 画像処理方法、画像処理装置、プログラムおよび画像処理システム

(57)【要約】 (修正有)

【課題】ぼけの発生した撮像画像に対する機械学習を用いた認識または回帰のタスクにおいて、輝度飽和によるタスクの精度低下を抑制する画像処理方法を提供する。

【解決手段】画像処理方法は、撮像により得られた撮像画像を取得する第1の工程S201と、第1の機械学習モデルを用いて、撮像画像に基づき第1のマップを生成する第2の工程S202と、撮像画像の輝度飽和領域の位置に関する情報に基づいて第1のマップを修正することで第2のマップを生成する第3の工程S203と、を有する。第1のマップは、輝度飽和領域の被写体が撮像により発生したぼけによって広がった領域の範囲と、該領域に対応する信号値の大きさとの関係を表すマップである。

【選択図】図10



10

20

【特許請求の範囲】**【請求項 1】**

撮像により得られた撮像画像を取得する第 1 の工程と、

第 1 の機械学習モデルを用いて、前記撮像画像に基づき、第 1 のマップを生成する第 2 の工程と、

前記撮像画像の輝度飽和領域の位置に関する情報に基づいて、前記第 1 のマップを修正することで第 2 のマップを生成する第 3 の工程と、を有し、

前記第 1 のマップは、前記輝度飽和領域における被写体が前記撮像により発生したぼけによって広がった領域の範囲と、該領域に対応する信号値の大きさとの関係を表すマップであることを特徴とする画像処理方法。

10

【請求項 2】

第 2 の機械学習モデルを用いて、前記撮像画像と前記第 2 のマップとに基づき、モデル出力を生成する第 4 の工程を更に有し、

前記モデル出力は、前記撮像画像に対応する認識ラベルまたは空間的に配列された信号列であ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 3】

前記情報は、前記撮像画像において、前記輝度飽和領域を含む前記輝度飽和領域の周辺領域と、該周辺領域以外の領域と、を区別する第 3 のマップであ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】

前記第 3 の工程は、前記第 1 のマップと前記第 3 のマップとに基づく積演算を用いて前記第 2 のマップを生成することを特徴とする請求項 3 に記載の画像処理方法。

20

【請求項 5】

前記第 3 のマップは、前記撮像画像の前記輝度飽和領域を表す第 4 のマップとフィルタとの畳み込み演算に基づいて生成されることを特徴とする請求項 3 に記載の画像処理方法。

【請求項 6】

前記フィルタは、MAX フィルタであ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】

前記フィルタは、全要素が 1 のフィルタであることを特徴とする請求項 5 に記載の画像処理方法。

30

【請求項 8】

前記第 2 の工程、前記第 3 の工程、および前記第 4 の工程は、同一の並列計算可能な処理手段で実行されることを特徴とする請求項 2 に記載の画像処理方法。

【請求項 9】

前記モデル出力は、前記撮像画像に対応する画像であり、

前記第 2 のマップに基づいて、前記撮像画像と前記モデル出力を合成した画像を生成する第 5 の工程を更に有することを特徴とする請求項 2 に記載の画像処理方法。

【請求項 10】

前記モデル出力は、前記撮像画像の前記ぼけを先鋭化した画像、前記撮像画像の前記ぼけを異なる形状のぼけに変換した画像、または、前記撮像画像に対応する被写体空間のデプスマップを含むことを特徴とする請求項 2 に記載の画像処理方法。

40

【請求項 11】

前記撮像画像は複数の色成分を有し、前記第 3 の工程は前記色成分ごとに実行され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 12】

前記第 3 の工程は、前記第 1 のマップの所定の条件を満たす閉空間が前記輝度飽和領域の位置を含むか否かに基づいて、前記第 2 のマップを生成す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。

50

【請求項 1 3】

撮像により得られた撮像画像を取得する取得手段と、
第 1 の機械学習モデルを用いて、前記撮像画像に基づき、第 1 のマップを生成し、
前記撮像画像の輝度飽和領域の位置に関する情報に基づいて、前記第 1 のマップを修正
することで第 2 のマップを生成する生成手段を有し、
前記第 1 のマップは、前記輝度飽和領域における被写体が前記撮像により発生したぼけ
によって広がった領域の範囲と、該領域に対応する信号値の大きさとの関係を表すマップ
であることを特徴とする画像処理装置。

【請求項 1 4】

前記生成手段は、第 2 の機械学習モデルを用いて、前記撮像画像と前記第 2 のマップと 10
に基づき、モデル出力を生成し、
前記モデル出力は、前記撮像画像に対応する認識ラベルまたは空間的に配列された信号
列であることを特徴とする請求項 1 3 に記載の画像処理装置。

【請求項 1 5】

請求項 1 または 2 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 1 6】

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、撮像により得られた撮像画像および処理の実行に関する要求を前記 20
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、
前記第 1 の装置から前記撮像画像および前記要求を受信する受信手段と、
前記要求に応じて、第 1 の機械学習モデルを用いて、前記撮像画像に基づき、第 1 のマ
ップを生成し、前記撮像画像の輝度飽和領域の位置に関する情報に基づいて、前記第 1 の
マップを修正することで第 2 のマップを生成する生成手段と、を有し、
前記第 1 のマップは、前記輝度飽和領域における被写体が前記撮像により発生したぼけ
によって広がった領域の範囲と、該領域に対応する信号値の大きさとの関係を表すマップ
であることを特徴とする画像処理システム。

【請求項 1 7】

前記生成手段は、第 2 の機械学習モデルを用いて、前記撮像画像と前記第 2 のマップと 30
に基づき、モデル出力を生成し、
前記モデル出力は、前記撮像画像に対応する認識ラベルまたは空間的に配列された信号
列であることを特徴とする請求項 1 6 に記載の画像処理システム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0 0 0 1】

本発明は、ぼけの発生した撮像画像に対して、機械学習モデルを用いた認識または回帰
のタスクを実行する画像処理方法に関する。

【背景技術】

【0 0 0 2】

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 (C
NN: Convolutional Neural Network) を用いて、撮像画
像のぼけを先鋭化する方法が開示されている。撮像画像の輝度飽和値以上の信号値を有す
る画像をぼかすことで訓練データセットを生成し、該訓練データセットで CNN を訓練す
ることで、輝度飽和領域の周辺でも弊害を抑制して、ぼけ先鋭化を行うことができる。

【先行技術文献】

【非特許文献】

【0 0 0 3】

【非特許文献 1】Li Xu, et al., Deep Convolutional
Neural Network for Image Deconvolution, A 50

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】

【0004】

しかし、非特許文献1に開示された方法では、輝度飽和と無関係な位置の被写体にアーティファクト（偽構造）が発生する可能性がある。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。なお、アーティファクトとその発生理由の詳細については後述する。ぼけ先鋭化以外のぼけが発生した画像に対するタスクにおいても、同様に輝度飽和の影響によってタスクの精度が低下する。

10

【0005】

そこで本発明は、ぼけの発生した撮像画像に対する機械学習を用いた認識または回帰のタスクにおいて、輝度飽和によるタスクの精度低下を抑制することが可能な画像処理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】

【0006】

本発明の一側面としての画像処理方法は、撮像により得られた撮像画像を取得する第1の工程と、第1の機械学習モデルを用いて、前記撮像画像に基づき、第1のマップを生成する第2の工程と、前記撮像画像の輝度飽和領域の位置に関する情報に基づいて、前記第1のマップを修正することで第2のマップを生成する第3の工程と、を有し、前記第1のマップは、前記輝度飽和領域における被写体が前記撮像により発生したぼけによって広がった領域の範囲と、該領域に対応する信号値の大きさとの関係を表すマップであることを特徴とする。

20

【0007】

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】

【0008】

本発明によれば、ぼけの発生した撮像画像に対する機械学習を用いた認識または回帰のタスクにおいて、輝度飽和によるタスクの精度低下を抑制することが可能な画像処理方法を提供することができる。

30

【図面の簡単な説明】

【0009】

【図1】実施例1におけるモデル出力の生成過程を表した図である。

【図2】実施例1乃至3における被写体と撮像画像との関係、および第1のマップの説明図である。

【図3】実施例1における撮像画像、第1のマップ、およびモデル出力の説明図である。

【図4】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5】実施例1における画像処理システムの外観図である。

【図6】実施例1におけるアーティファクトの説明図である。

【図7】実施例1乃至3における第1及び第2の機械学習モデルの訓練のフローチャートである。

40

【図8】実施例1における第1及び第2の機械学習モデルの訓練の過程を表した図である。

【図9】実施例1における訓練データセットに関する説明図である。

【図10】実施例1又は2における第1及び第2の機械学習モデルの推定のフローチャートである。

【図11】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12】実施例2における画像処理システムの外観図である。

【図13】実施例2における第1のマップに対する修正の説明図である。

【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。

50

【図 15】実施例 3 における画像処理システムの外觀図である。

【図 16】実施例 3 における第 1 及び第 2 の機械学習モデルの推定のフローチャートである。

【発明を実施するための形態】

【0010】

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。

【0011】

各実施例を詳述する前に、本発明の課題に関して説明する。画像に対する認識または回帰のタスクにおいて、理論ベースの手法では、仮定や近似によって無視された要素により、タスクの精度が低下し得る。これに対して、機械学習を用いた手法では、それらの要素も含む訓練データを用いて機械学習モデルを訓練することで、仮定や近似のない訓練データに即した推定が実現できるため、タスクの精度が向上する。すなわち、画像に対する認識または回帰のタスクにおいて、機械学習モデルを用いた手法は理論ベースの手法に対して高い精度を実現できる。

【0012】

例えば、ぼけの発生した撮像画像のぼけを先鋭化する技術では、上記要素として撮像画像の輝度飽和（白飛びとも呼ばれる）が挙げられる。Wiener フィルタなどの理論ベースの手法では、輝度飽和はないと仮定されているため、輝度飽和した領域（輝度飽和領域）の周辺でぼけが正しく先鋭化されず、リングングなどの弊害が発生する。これに対し、機械学習による手法は非特許文献 1 のように、輝度飽和が存在してもぼけを先鋭化することができる。ただし、非特許文献 1 の手法では補正後の画像にアーティファクトが発生するという課題があった。

【0013】

本発明の課題は、ぼけの発生した撮像画像に対して機械学習モデルで認識または回帰のタスクを行った際、輝度飽和に起因して発生するタスクの精度低下（前述のアーティファクト）を抑制することである。ここで、ぼけとは、撮像画像の撮像に用いた光学系の収差、回折、デフォーカスいずれかによるぼけ、光学ローパスフィルタによるぼけ、撮像素子の画素開口によるぼけ、撮像時の手ぶれまたは被写体ぶれによるぼけ等のいずれかを指す。または、これらのうちの複数の組み合わせを指す。また、認識タスクとは、入力された画像に対応するクラスを求めるタスクである。例えば、認識タスクとして、画像中の被写体を人、犬、車などに分類するタスクや、顔画像から笑顔、泣き顔などの表情に分類するタスクなど、画像内の性質や意味を認識するタスクが挙げられる。クラスは一般に離散変数である。また、クラスはスカラー値である認識ラベル、またはセグメンテーションマップなどの認識ラベルが空間的に配列された信号列である。これに対して回帰タスクは、入力された画像に対応する連続変数が空間的に配列された信号列を求めるタスクを指す。例えば、回帰タスクとして、ぼけの発生した画像からぼけの先鋭化された画像を推定するタスクや、画像から被写体空間のデプスマップを推定するタスクなどが挙げられる。

【0014】

図 2 (A) を用いて、ぼけの発生した撮像画像における、輝度飽和領域を含むその周辺領域とそれ以外の領域における性質の差異に関して説明する。図 2 (A) は、被写体と撮像画像の輝度分布の関係を示した図である。図 2 (A) において、横軸は空間座標、縦軸は輝度である。実線がぼけのない場合の撮像画像、破線がぼけの発生した実際の撮像画像である。一点鎖線は、輝度飽和でクリップされる前の輝度分布を表している。被写体 221 は、撮像過程でぼけても、輝度飽和値以下の輝度しか有さない。そのため、輝度飽和値によるクリップは発生せず、被写体 221 は非飽和ぼけ像 231 となる。これに対し、被写体 222 は、撮像過程でぼけた結果、輝度飽和値以上の輝度を有するため、輝度飽和値によるクリップが発生し、被写体 222 は飽和ぼけ像 232 となる。非飽和ぼけ像 231 は、ぼけによって被写体の情報が減衰する。これに対し、飽和ぼけ像 232 は、ぼけだけでなく輝度飽和による信号値のクリップでも被写体の情報が減衰する。故に、輝度飽和の

有無によって、被写体情報の減衰の仕方が異なる。これが輝度飽和領域を含むその周辺領域とそれ以外の領域で、性質が異なる１つ目の要因である。

【 0 0 1 5 】

次に、性質が異なる２つ目の要因に関して説明する。それは、輝度飽和領域の端において、信号値のクリップにより被写体には本来存在しない偽エッジが発生することである。飽和ぼけ像 2 3 2 は本来、輝度飽和値以上の領域において一点鎖線で表される輝度分布となるため滑らかな分布をしているが、輝度飽和値のクリップによって不連続なエッジが形成される。

【 0 0 1 6 】

さらに、撮像画像は、輝度飽和領域にある被写体 2 2 2 から、ぼけによってその周辺に信号値が漏れ出している。この漏れ出した信号値の大きさと範囲は、輝度飽和領域にある被写体 2 2 2 の輝度が大きいほど大きくなるが、輝度飽和によって信号値がクリップされているため、漏れ出した信号値の大きさと範囲は容易には分からない。故に、性質が異なる３つ目の要素は、輝度飽和領域を含むその周辺領域において、被写体の信号値とぼけによって漏れ出てきた信号値を（仮にぼけの形状が既知だとしても）分離できないことである。

【 0 0 1 7 】

これら３つの要素によって、輝度飽和領域を含むその周辺領域とそれ以外の領域では性質が異なるため、それぞれに対して異なる処理を実行しなければ、高精度なタスクは実現できない。

【 0 0 1 8 】

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。そのため、例えば撮像画像のぼけを先鋭化する例を考えた場合、機械学習モデルは、注目した領域が輝度飽和を含むぼけ像（飽和ぼけ像）か、それ以外のぼけ像（非飽和ぼけ像）かを内部で判定し、異なる先鋭化処理を実行する。これによって、どちらのぼけ像も先鋭化することができる。しかし、機械学習モデルの判定が正しく行われない場合がある。例えば、図 2（A）の飽和ぼけ像 2 3 2 において、輝度飽和領域の近傍が注目領域だった場合、機械学習モデルは、注目領域の近傍に輝度飽和領域があるため、注目領域が輝度飽和の影響を受けた領域と判定可能である。しかし、輝度飽和領域から離れた位置 2 3 3 が注目領域の場合、位置 2 3 3 が輝度飽和の影響を受けているか否かを判定することは容易でなく、曖昧性が高くなる。その結果、輝度飽和領域から離れた位置 2 3 3 では、機械学習モデルが誤判定を起こすことがある。これによって、タスクがぼけの先鋭化の場合、非飽和ぼけ像に対して、飽和ぼけ像に対応する先鋭化処理を実行する。この際、ぼけを先鋭化した画像にアーティファクトが発生し、タスクの精度が低下する。このアーティファクトに関しては、実施例 1 で詳細に説明する。

【 0 0 1 9 】

ぼけの先鋭化以外のタスクに関しても同様で、機械学習モデルが輝度飽和の影響を受けている領域と、それ以外の領域を誤判定することで、タスクの精度が低下する。例えば、認識タスクでは、非飽和ぼけ像を飽和ぼけ像と誤判定すると、ぼけ像に輝度飽和した領域からぼけによって漏れ出した信号値が加算されている状態であると判定するため、実際の非飽和ぼけ像とは異なる特徴量を抽出し、タスクの精度が低下する。

【 0 0 2 0 】

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、第 1 の機械学習モデルを用いて、撮像過程でぼけが発生した撮像画像から、第 1 のマップを生成する。第 1 のマップとは、撮像画像の輝度飽和領域における被写体が撮像により発生したぼけによって広がった領域の範囲と、該領域に対応する信号値の大きさととの関係を表すマップである。また、第 1 のマップとは、撮像画像の輝度飽和領域の被写体が、撮像画像の撮像過程で発生したぼけによって広がった領域の信号値の大きさと範囲を表すマップ（空間的に配列された信号列）とも言うことができる。さらに換言すると、第 1 のマップは、撮像画

10

20

30

40

50

像の輝度飽和領域を含む高輝度領域の輝度値の拡がりを表すマップである（輝度飽和するほどに高輝度な被写体が撮像過程で生じたばけにより広がった分布を表すマップである）。

【 0 0 2 1 】

例として、図 2（A）の撮像画像に対する第 1 のマップを図 2（B）に破線で示す。第 1 の機械学習モデルに第 1 のマップを明示的に生成させることで、その後実行するタスク（ぼけ先鋭化など）において、輝度飽和の影響を受けた領域に実行すべき処理と、それ以外の領域に実行すべき処理を、それぞれ適切な領域に実行することができる。そのため、第 1 の機械学習モデルに第 1 のマップを生成させることで、タスクの精度が向上する。

【 0 0 2 2 】

ただし、生成された第 1 のマップには、誤推定が発生する可能性がある。これについて図 3 を用いて説明する。図 3 は、撮像画像、第 1 のマップ、およびモデル出力の説明図である。図 3 におけるモデル出力は、撮像画像のぼけを先鋭化したばけ先鋭化画像である。例えば、図 3（A）の破線で表される撮像画像に対して、図 3（B）の破線で示される第 1 のマップが推定されることがある。図 3（A）は輝度飽和値未満の平坦な信号分布の被写体のため、第 1 のマップは全て非飽和ぼけ像を表す同一の値（第 1 の信号値）を有する場合が正しい。しかし、図 3（B）のように輝度飽和の影響を表す値を有する領域 2 4 1 が生成されることがある。これは、機械学習モデルの学習方法に起因して発生する誤推定である。この誤推定が発生する原理は、実施例 1 の説明の中で詳細に述べる。第 1 のマップに領域 2 4 1 が存在するため、第 1 のマップに基づいてぼけ先鋭化を実施すると、図 3（A）の実線で表されるように、ぼけ先鋭化画像（モデル出力）には実際の被写体には存在しないアーティファクト領域 2 4 2 が発生する。

【 0 0 2 3 】

そこで、本発明ではさらに、撮像画像の輝度飽和領域の位置に関する情報に基づいて、第 1 のマップを修正することで第 2 のマップを生成する。第 1 のマップは、撮像画像の輝度飽和領域と無関係な位置において、輝度飽和の影響を表す値を有さないはずである。このため、飽和領域の位置に関する情報によって、第 1 のマップの誤推定を修正した第 2 のマップを生成することができる。これによって、さらにタスクの精度を向上させることができる。

【 0 0 2 4 】

なお以下では、訓練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訓練と呼び、訓練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認識または回帰のタスク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）、Transformer などを含む。

（実施例 1）

本発明の実施例 1 における画像処理システム 1 0 0 に関して説明する。本実施例では、第 2 のマップを生成した後に実行するタスクを、輝度飽和を含む撮像画像に対するぼけの先鋭化とする。先鋭化するぼけは、光学系で発生する収差や回折、光学ローパスフィルタによるぼけを対象とする。ただし、画素開口やデフォーカス、ぶれによるぼけを先鋭化する場合も、同様に発明の効果をすることができる。また、ぼけ先鋭化以外のタスクに関しても、同様に発明を実施し、効果をすることが可能である。

【 0 0 2 5 】

図 4 は、本実施例における画像処理システム 1 0 0 のブロック図である。図 5 は、画像処理システム 1 0 0 の外観図である。画像処理システム 1 0 0 は、有線または無線のネットワークで接続された訓練装置 1 0 1 と画像処理装置 1 0 3 を有する。訓練装置 1 0 1 は、記憶部 1 0 1 a、取得部 1 0 1 b、演算部 1 0 1 c、および更新部 1 0 1 d を有する。

画像処理装置 103 は、記憶部 103 a、取得部 103 b、および演算部 103 c を有する。画像処理装置 103 には、有線または無線によって、撮像装置 102、表示装置 104、記録媒体 105、出力装置 106 が接続される。撮像装置 102 は、光学系 102 a、撮像素子 102 b を有する。

【0026】

撮像装置 102 を用いて被写体空間を撮像した撮像画像は、画像処理装置 103 に入力される。撮像画像には、撮像装置 102 内の光学系 102 a による収差および回折と、撮像素子 102 b の光学ローパスフィルタとによってぼけが発生しており、被写体の情報が減衰している。画像処理装置 103 は、第 1 の機械学習モデルを用いて、撮像画像から第 1 のマップを推定する。さらに、画像処理装置 103 は、撮像画像の飽和領域の位置に関する情報に基づいて、第 1 のマップを修正した第 2 のマップを生成し、第 2 の機械学習モデルを用いて、撮像画像と第 2 のマップから、ぼけ先鋭化画像（モデル出力）を生成する。第 1 および第 2 の機械学習モデルは訓練装置 101 で訓練されたものであり、画像処理装置 103 は第 1 および第 2 の機械学習モデルに関する情報を予め訓練装置 101 から取得し、記憶部 103 a に記憶している。さらに、画像処理装置 103 は、ぼけ先鋭化の強度を調整する機能を有する。なお、第 1 および第 2 の機械学習モデルの訓練と推定、およびぼけ先鋭化の強度調整の詳細に関しては、後述する。

10

【0027】

ユーザは、表示装置 104 に表示されたぼけ先鋭化画像を確認しながら、ぼけ先鋭化の強度調整を行える。強度調整が施されたぼけ先鋭化画像は、記憶部 103 a または記録媒体 105 に保存され、必要に応じてプリンタなどの出力装置 106 に出力される。訓練装置 101 と画像処理装置 103 のそれぞれは、機械学習モデルを高速に処理できる、GPU (Graphics Processing Unit) などの並列計算に適した処理手段を有していることが望ましい。なお、撮像画像は、グレースケールでも複数の色成分を有していてもよい。また、撮像画像は、未現像の RAW 画像でも、現像後の画像でもよい。

20

【0028】

次に、図 6 (A) 乃至 (C) を用いて、機械学習モデルによってぼけ先鋭化を行う際に発生するアーティファクトに関して説明する。アーティファクトとは、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。図 6 (A) 乃至 (C) は、アーティファクトの説明図であり、横軸は空間座標、縦軸は信号値をそれぞれ示す。図 6 (A) 乃至 (C) は、画像の信号値の空間変化を示し、R、G、B (Red、Green、Blue) の色成分にそれぞれ対応する。ここで、画像は 8 bit に現像された画像であり、輝度飽和値は 255 である。

30

【0029】

図 6 (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である。いずれの画素も輝度飽和値に達していないため、輝度飽和の影響はない。点線は、本実施例を適用しない従来の機械学習モデルを用いて、撮像画像のぼけを先鋭化したぼけ先鋭化画像である。点線で表されるぼけ先鋭化画像では、エッジのぼけが先鋭化されているが、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である。これが、ぼけ先鋭化の際に発生するアーティファクトである。

40

【0030】

また、図 6 (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 6 (A) 乃至 (C) では、G、R、B の順に、信号値の減少の度合いが大きくなっている。これは、未現像の RAW 画像でも同様の傾向を示す。そのため、正解画像では平坦部にもかかわらず、点線で表される従来のぼけ先鋭化画像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 6 (A) 乃至 (C) では正解画像より信号が減少する例を示したが、逆に信号値が増大する場合もある。

50

【 0 0 3 1 】

このアーティファクトが発生する原因は、前述したように、機械学習モデルが輝度飽和の影響を受けた領域とそれ以外の領域を誤判定し、飽和ぼけ像にかけるべきぼけ先鋭化を、非飽和ぼけ像に対して誤って実行したためである。図 2 (A) から分かるように、被写体の輝度が大きいほど、ぼけ先鋭化の残差成分 (撮像画像とぼけのない撮像画像の差) の絶対値は大きくなる。そのため、飽和ぼけ像にかけるべきぼけ先鋭化を、非飽和ぼけ像に対して実行すると過剰に信号値を変化させることになる。その結果、図 6 (A) 乃至 (C) の点線のように、正解画像 (実線) より信号値が小さくなった領域が発生する。

【 0 0 3 2 】

また、一般的に、可視光を対象とした光学系は、R G B 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 (P S F : 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 (パープルフリン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 におけるぼけ先鋭化の残差成分が大きくなる。故に、非飽和ぼけ像を飽和ぼけ像と誤判定した場合、G より R や B の信号値の減少が大きくなり、図 6 (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。

【 0 0 3 3 】

これに対して、図 6 (A) 乃至 (C) 中に示される破線は、本実施例を用いてぼけの先鋭化を行った結果である。アーティファクトの発生を抑制して、ぼけが先鋭化されていることが分かる。これは第 1 のマップ、さらにその誤推定を修正した第 2 のマップによって、ぼけ先鋭化を行う第 2 の機械学習モデルが輝度飽和の影響を受けた領域とそれ以外の領域を誤判定しにくくなるためである。図 6 (A) 乃至 (C) から、本実施例によって、タスクの精度低下が抑制されていることが分かる。

【 0 0 3 4 】

次に、図 7 を参照して、訓練装置 1 0 1 で実行される第 1 及び第 2 の機械学習モデルの訓練に関して説明する。図 7 は、第 1 及び第 2 の機械学習モデルの訓練のフローチャートである。図 7 の各ステップは、訓練装置 1 0 1 の記憶部 1 0 1 a 、取得部 1 0 1 b 、演算部 1 0 1 c 、または更新部 1 0 1 d により実行される。

【 0 0 3 5 】

ステップ S 1 0 1 において、取得部 1 0 1 b は、記憶部 1 0 1 a から 1 枚以上の原画像を取得する。原画像は、第 2 の信号値より大きい信号値を有する画像である。ここで第 2 の信号値は、撮像画像の輝度飽和値に相当する信号値である。ただし、第 1 及び第 2 の機械学習モデルに入力する際、信号値を規格化してもよい。必ずしも第 2 の信号値と撮像画像の輝度飽和値とが一致する必要はない。原画像を基にして第 1 及び第 2 の機械学習モデルの訓練を行うため、原画像は様々な周波数成分 (異なる向きと強度のエッジ、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。原画像は実写画像でもよいし、C G (C o m p u t e r G r a p h i c s) でもよい。

【 0 0 3 6 】

ステップ S 1 0 2 において、演算部 1 0 1 c は、原画像にぼけを付与し、ぼけ画像を生成する。ぼけ画像は、訓練時に第 1 及び第 2 の機械学習モデルに入力される画像であり、推定時の撮像画像に相当する。付与するぼけは、先鋭化の対象となるぼけである。本実施例では、光学系 1 0 2 a の収差と回折、および撮像素子 1 0 2 b の光学ローパスフィルタによって発生するぼけを付与する。光学系 1 0 2 a の収差と回折によるぼけの形状は、像面座標 (像高とアジマス) によって変化する。また、光学系 1 0 2 a の変倍、絞り、フォーカスの状態によっても変化する。これらのぼけ全てを先鋭化する第 2 の機械学習モデルを一括で訓練したい場合、光学系 1 0 2 a で発生する複数のぼけを用いて、複数のぼけ画像を生成するとよい。また、ぼけ画像において、第 2 の信号値を超える信号値はクリップされる。これは、撮像画像の撮像過程で起きる輝度飽和を再現するために行う。必要に応じて、撮像素子 1 0 2 b で発生するノイズをぼけ画像に付与してもよい。

【 0 0 3 7 】

10

20

30

40

50

ステップ S 1 0 3 において、演算部 1 0 1 c は、原画像に基づく画像と信号値の閾値とに基づいて、第 1 の領域を設定する。実施例 1 では、原画像に基づく画像として、ぼけ画像を用いるが、原画像そのものなどを用いてもよい。ぼけ画像の信号値と、信号値の閾値と、を比較することで、第 1 の領域を設定する。より具体的には、ぼけ画像の信号値が、信号値の閾値以上となっている領域を第 1 の領域とする。本実施例において、信号値の閾値は第 2 の信号値である。故に、第 1 の領域は、ぼけ画像の輝度飽和領域を表す。ただし、信号値の閾値と第 2 の信号値は、必ずしも一致しなくてもよい。信号値の閾値を、第 2 の信号値よりやや小さい値（例えば、0.9 倍）に設定してもよい。

【0038】

ステップ S 1 0 4 において、演算部 1 0 1 c は、第 1 の領域に原画像の信号値を有する第 1 の画像を生成する。第 1 の画像は、第 1 の領域以外の領域において、原画像とは異なる信号値を有する。さらに望ましくは、第 1 の画像は、第 1 の領域以外の領域において、第 1 の信号値を有する。本実施例において、第 1 の信号値は 0 であるが、これに限定されるものではない。すなわち、本実施例では、第 1 の画像は、ぼけ画像が輝度飽和領域のみに原画像の信号値を有し、それ以外の領域の信号値は 0 である。

【0039】

ステップ S 1 0 5 において、演算部 1 0 1 c は、第 1 の画像にぼけを付与し、第 1 の正解マップを生成する。付与されるぼけは、ぼけ画像に付与したぼけと同じである。これによって、ぼけ画像の輝度飽和領域にある被写体から、ぼけによって周辺に漏れ出した信号値の大きさと範囲を表すマップ（空間的に配列された信号列）である第 1 の正解マップが生成される。本実施例では、ぼけ画像と同様に、第 1 の正解マップを第 2 の信号値でクリップするが、必ずしもクリップを行う必要はない。

【0040】

ステップ S 1 0 6 において、取得部 1 0 1 b は、正解モデル出力を取得する。本実施例ではタスクがぼけ先鋭化のため、正解モデル出力はぼけ画像よりぼけの小さい画像である。本実施例では、原画像を第 2 の信号値でクリップすることで、正解モデル出力を生成する。原画像に高周波成分が不足している場合、原画像を縮小した画像を正解モデル出力としてもよい。この場合、ステップ S 1 0 2 にてぼけ画像を生成する際にも同様に縮小を行う。また、ステップ S 1 0 6 は、ステップ S 1 0 1 より後であって、かつステップ S 1 0 7 より前であれば、いつ実行してもよい。ステップ S 1 0 6 までで、第 1 及び第 2 の機械学習モデルの訓練に用いる訓練データ（ぼけ画像が複数の場合は訓練データセット）が揃う。

【0041】

ステップ S 1 0 7 において、演算部 1 0 1 c は、第 1 及び第 2 の機械学習モデルを用いて、ぼけ画像に基づき、第 1 のマップとモデル出力を生成する。図 8 は、第 1 及び第 2 の機械学習モデルの訓練過程を表した図である。本実施例では、第 1 及び第 2 の機械学習モデルの訓練において、図 8 に示された構成を用いるが、これに限定されるものではない。図 8 において、ぼけ画像 2 5 1 と輝度飽和マップ 2 5 2 が、第 1 の機械学習モデル 2 1 1 に入力される。ぼけ画像 2 5 1 と輝度飽和マップ 2 5 2 は、空間的に 2 次元の信号分布を有するが、図 8 では説明の分かりやすさのため、ある断面での 1 次元的な信号分布として描画されている。輝度飽和マップ 2 5 2 は、ぼけ画像 2 5 1 の輝度飽和した（信号値が第 2 の信号値以上である）領域を示したマップである。例えば、輝度飽和マップ 2 5 2 は、第 2 の信号値でぼけ画像 2 5 1 を二値化することによって生成することができる。図 8 では、ぼけ画像 2 5 1 を第 2 の信号値で正規化し、1 を閾値として二値化することで、輝度飽和マップ 2 5 2 を生成している。ただし、輝度飽和マップ 2 5 2 の生成方法は、これに限定されるものではない。また、輝度飽和マップ 2 5 2 は、必ずしも必須ではない。ぼけ画像 2 5 1 と輝度飽和マップ 2 5 2 は、チャンネル方向に連結されて、第 1 の機械学習モデル 2 1 1 に入力される。ただし、本実施例はこれに限定されるものではない。例えば、ぼけ画像 2 5 1 と輝度飽和マップ 2 5 2 をそれぞれ特徴マップに変換し、それらの特徴マップをチャンネル方向に連結してもよい。また、輝度飽和マップ 2 5 2 以外の情報を入力

10

20

30

40

50

に追加してもよい。

【0042】

第1の機械学習モデル211と第2の機械学習モデル212は複数の層を有し、各層で層の入力とウェイトの線型和が取られる。ウェイトの初期値は、乱数などで決定することができる。本実施例は、線型和として入力とフィルタの畳み込み（フィルタの各要素の値がウェイトに該当し、またバイアスとの和を含んでもよい）を用いるCNNを第1及び第2の機械学習モデル211、212として用いるが、これに限定されるものではない。また、各層では必要に応じて、ReLU (Rectified Linear Unit) やシグモイド関数などの活性化関数による非線型変換が実行される。さらに、第1及び第2の機械学習モデル211、212は必要に応じて、残差ブロックやSkip Connection (Shortcut Connectionともいう) を有していてもよい。

【0043】

第1の機械学習モデル211では、第1のマップ253が生成される。次に、第1の正解マップ254とぼけ画像251をチャンネル方向に連結して第2の機械学習モデル212に入力し、モデル出力255を生成する。第1の正解マップ254の代わりに、第1のマップ253、またはぼけ画像251の飽和領域の位置に関する情報に基づいて第1のマップ253を修正した第2のマップを、第2の機械学習モデル212に入力してもよい。なお、第1及び第2の機械学習モデル211、212の訓練は、同時に行う必要はなく、個別に実行してもよい。

【0044】

図7に戻って、ステップS108において、更新部101dは、損失関数に基づいて、第1の機械学習モデル211と第2の機械学習モデル212のウェイトを更新する。本実施例において、第1の機械学習モデル211の損失関数は、第1のマップ253と第1の正解マップ254に基づく。第2の機械学習モデル212の損失関数は、モデル出力255と正解モデル出力に基づく。損失関数には、MSE (Mean Squared Error) を使用するが、これに限定されるものではない。ウェイトの更新には、誤差逆伝搬法 (Backpropagation) などを用いることができる。

【0045】

ステップS109において、更新部101dは、第1の機械学習モデル211と第2の機械学習モデル212の訓練が完了したか否かを判定する。訓練の完了は、ウェイトの更新の反復回数が既定の回数に達したかや、更新時の損失関数または更新時のウェイトの変化量が既定値より小さいかなどによって、判定することができる。ステップS109にて訓練が完了していないと判定された場合、ステップS101へ戻り、取得部101bは1枚以上の新たな原画像を取得する。一方、訓練が完了したと判定された場合、更新部101dは訓練を終了し、第1及び第2の機械学習モデル211、212の構成とウェイトの情報を記憶部101aに記憶する。

【0046】

以上の訓練方法によって、第1の機械学習モデル211は、ぼけ画像251（推定時には撮像画像）の輝度飽和した領域の被写体がぼけによって広がった信号値の大きさと範囲を表す第1のマップ253を推定することができる。ただし、第1のマップ253には、図8に示すように、学習方法に起因する誤推定領域260が発生し得る。

【0047】

この誤推定の発生原理に関して、図9（A）及び（B）を用いて説明する。図9（A）及び（B）は、本実施例における訓練データセットに関する説明図であり、図9（A）において、横軸は空間座標、縦軸は輝度をそれぞれ示す。図9（A）において、破線はぼけ画像251、実線は正解モデル出力256を表す。図2（A）と同様に、一点鎖線は輝度飽和値でクリップされる前の信号値を表す。ぼけ画像251の左側は、輝度飽和値によるクリップがないため非飽和ぼけ像であり、ぼけ画像251の右側は飽和ぼけ像である。図9（B）において、破線は図9（A）に対応する第1の正解マップ254である。例えば

、図 9 (A) 及び (B) に示される領域 2 6 1 を用いて、第 1 の機械学習モデル 2 1 1 を訓練したとする。この際、第 1 の機械学習モデル 2 1 1 は、入力されたぼけ画像 2 5 1 から、第 1 の正解マップ 2 5 4 を推定する必要がある。しかし、領域 2 6 1 内には輝度飽和領域が存在しないため、ぼけ画像 2 5 1 の左側が非飽和ぼけ像であり、ぼけ画像 2 5 1 の右側が飽和ぼけ像であることを判定することは不可能である。故に、訓練された第 1 の機械学習モデル 2 1 1 は、ぼけ画像 2 5 1 から第 1 の正解マップ 2 5 4 を推定できず、損失関数が最小になる解、例えば図 9 (B) の実線に示したような第 1 のマップ 2 5 3 を推定する。この第 1 のマップ 2 5 3 は、ぼけ画像 2 5 1 の非飽和ぼけ像に対応する位置に誤推定領域を有している。このような原理によって、図 8 に示される誤推定領域 2 6 0 が発生する。

10

【 0 0 4 8 】

誤推定領域 2 6 0 の発生を抑制する学習方法として、例えば以下の方法が考えられる。第 1 の機械学習モデル 2 1 1 に、ぼけ画像 2 5 1 (図 9 (A) の破線の領域 2 6 1) を入力し、推定された第 1 のマップ 2 5 3 のうち周辺を除いた領域 2 6 2 のみを使用する方法である。この際、領域 2 6 2 における第 1 のマップ 2 5 3 と第 1 の正解マップ 2 5 4 との損失関数を用いて、第 1 の機械学習モデル 2 1 1 のウェイトを更新する。領域 2 6 1 の外側にいる飽和領域がぼけによって影響を及ぼす範囲を除いて第 1 の機械学習モデル 2 1 1 を訓練することで、誤推定領域 2 6 0 の発生を抑制することができる。ただし、第 1 の機械学習モデル 2 1 1 の訓練に用いられる情報が減ってしまうため、訓練の精度を維持するには領域 2 6 1 を広げる必要があり、訓練の計算負荷が非常に大きくなってしまう問題がある。そのため、本実施例では訓練後の推定時に、第 1 のマップを修正することで、誤推定領域の抑制を行う。

20

【 0 0 4 9 】

次に、画像処理装置 1 0 3 で実行される、訓練済みの第 1 及び第 2 の機械学習モデルを用いた撮像画像のぼけ先鋭化 (推定) に関して、図 1 と図 1 0 を用いて説明する。図 1 は、モデル出力の生成過程を表した図である。図 1 0 は、第 1 及び第 2 の機械学習モデルの推定のフローチャートである。図 1 0 の各ステップは、画像処理装置 1 0 3 の記憶部 1 0 3 a、取得部 1 0 3 b、または演算部 1 0 3 c により実行される。

【 0 0 5 0 】

ステップ S 2 0 1 において、取得部 (取得手段) 1 0 3 b は、撮像画像 2 0 1、第 1 の機械学習モデル 2 1 1、及び第 2 の機械学習モデル 2 1 2 を取得する。第 1 及び第 2 の機械学習モデル 2 1 1、2 1 2 の構成とウェイトの情報は、記憶部 1 0 3 a から取得される。

30

【 0 0 5 1 】

ステップ S 2 0 2 において、演算部 (生成手段) 1 0 3 c は、第 1 の機械学習モデル 2 1 1 を用いて、撮像画像 2 0 1 と撮像画像 2 0 1 に対応した輝度飽和マップ 2 0 2 とから、第 1 のマップ 2 0 3 を生成する。第 1 の機械学習モデル 2 1 1 の構成は、訓練時と同様である。第 1 のマップ 2 0 3 は、撮像画像 2 0 1 の輝度飽和領域の被写体が、撮像画像 2 0 1 の撮像過程で発生したぼけによって広がった領域の信号値の大きさと範囲を表すマップである。ただし、第 1 のマップ 2 0 3 は、飽和ぼけ像とは無関係な位置に、誤推定領域 2 2 0 を有する可能性がある。なお一般に、撮像素子 1 0 2 b の各画素の飽和信号値は、製造ばらつきによって一定の値にならない。そのため、輝度飽和マップ 2 0 2 を生成する際、撮像素子 1 0 2 b における輝度飽和の設計値に対して、1 以下の係数 (0 . 9 など。値は、製造ばらつきの大きさによって決めればよい) をかけた値を撮像画像 2 0 1 の全画素における輝度飽和値としてもよい。

40

【 0 0 5 2 】

ステップ S 2 0 3 において、演算部 1 0 3 c は、撮像画像 2 0 1 の輝度飽和領域の位置に関する情報に基づいて、第 1 のマップ 2 0 3 の誤推定領域 2 2 0 を修正した第 2 のマップ 2 0 5 を生成する。本実施例では、図 1 に示した方法で、第 1 のマップ 2 0 3 の修正を行うが、これに限定されるものではない。輝度飽和マップ 2 0 2 (第 4 のマップ) に M A

50

Xフィルタ（最大値フィルタ）213を畳み込み、輝度飽和領域を含む輝度飽和領域の周辺領域と、該周辺領域以外の領域と、を区別するためのマップである第3のマップ204を生成する。第3のマップ204は、撮像画像201の各飽和画素から所定の範囲にある領域と、それ以外の領域を表す。所定の範囲の大きさは、本実施例において、MAXフィルタ213のフィルタサイズで決まる。MAXフィルタ213のフィルタサイズは、撮像画像201に発生するぼけの拡がりから決めるとよい。また、畳み込むフィルタは、MAXフィルタ213以外でもよく、例えば全要素が1のフィルタを畳み込み、ゼロか非ゼロで二値化することで第3のマップ204を生成してもよい。第3のマップ204は、撮像画像201において、輝度飽和領域を含む輝度飽和領域の周辺領域と、それ以外の領域と、を区別するマップであり、本実施例では輝度飽和領域を含む周辺領域で1、それ以外の領域で0の値を有する。第1のマップ203と第3のマップ204との要素毎の積演算214を用いて、第2のマップ205を生成する。第3のマップ204との積演算214によって、輝度飽和領域を含む輝度飽和領域の周辺領域以外に存在する誤推定領域220を抑制することができる。本実施例に示した第1のマップ203の修正方法は、畳み込みと積演算で構成されるため、GPUなどの並列計算手段で容易に実行が可能である。そのため、第1及び第2の機械学習モデル211、212の推定を並列計算手段で実行する場合、ステップS202乃至S204を同一の並列計算手段で連続的に実行することができ、高速な処理が可能である。なお、第3のマップ204は、ステップS203より前に生成しておいてもよい。

10

20

【0053】

また、第1のマップ203または第2のマップ205に、閾値処理を実行してもよい。例えば、第1のマップ203または第2のマップ205の広域に渡って、非常に弱い誤推定の成分が存在するような場合に対して、閾値処理は有効である。さらに、第1のマップ203または第2のマップ205が、閾値を境界として値が不連続にならないように、閾値処理はソフトスレッシュホルディング処理であることが望ましい。ソフトスレッシュホルディング処理の後、第1のマップ203または第2のマップ205の最大値が変化しないよう、係数をかけて第1のマップ203または第2のマップ205をスケールし直すとよい。なお、図1では簡単のため、撮像画像201が単一の色成分の場合を描画したが、撮像画像201が複数の色成分を有する場合、各色成分に対してステップS203を実行する。

30

【0054】

ステップS204において、演算部103cは、第2の機械学習モデル212を用いて、撮像画像201と第2のマップ205から、撮像画像201のぼけが先鋭化された画像であるモデル出力206を生成する。誤推定領域220が抑制された第2のマップ205を用いることで、第2の機械学習モデル212は高精度に非飽和ぼけ像と飽和ぼけ像を判別できる。このため、第2の機械学習モデル212はアーティファクトの発生を抑えて、ぼけの先鋭化を行うことができる。なお、ぼけの先鋭化には機械学習以外の方法（WienerフィルタやRichardson-Lucy法など）を用いてもよい。第2のマップ205によって、非飽和ぼけ像と飽和ぼけ像の領域を高精度に判別できるため、それぞれに適した手法で先鋭化するとよい。例えば、非飽和ぼけ像の領域はWienerフィルタで先鋭化し、飽和ぼけ像の領域のみ第2の機械学習モデル212で先鋭化して、両者の結果を合成する、などしてもよい。

40

【0055】

ステップS205において、演算部103cは、第2のマップ205に基づいて、撮像画像201と撮像画像201に対応する画像であるモデル出力206を合成する。撮像画像201の輝度飽和領域を含むその周辺領域は、それ以外の領域に対して、輝度飽和による被写体の情報の減衰があるため、ぼけの先鋭化（減衰した被写体情報の推定）の難度が高い。そのため、輝度飽和領域を含むその周辺領域では、ぼけの先鋭化に伴う弊害（リングングやアンダーシュートなど）が発生しやすい。この弊害を抑制するために、モデル出力206と撮像画像201を合成する。この際、第2のマップ205に基づいて合成する

50

ことにより、非飽和ぼけ像のぼけ先鋭化効果の低下を抑制しつつ、弊害が出やすい輝度飽和領域を含むその周辺領域のみ撮像画像 201 の重みを強くすることができる。本実施例では、以下の方法で合成を行う。第 2 のマップ 205 を第 2 の信号値で規格化し、これを撮像画像 201 の重みマップとして、モデル出力 206 と加重平均する。この際、モデル出力 206 に対しては、全て 1 のマップから撮像画像 201 の重みマップを減算した重みマップを使用する。第 2 のマップ 205 を規格化する信号値を変化させることで、ぼけ先鋭化効果と弊害のバランスを調整することも可能である。また他に、第 2 のマップ 205 が既定の信号値以上の値を有する領域のみ、モデル出力 206 を撮像画像 201 に置換する合成方法などを用いてもよい。

【0056】

10

以上の構成により、機械学習モデルを用いたぼけ先鋭化において、輝度飽和による精度低下を抑制することが可能な画像処理システムを提供することができる。

【0057】

次に、本実施例の効果を得るために望ましい条件に関して説明する。ステップ S107 において、第 2 の機械学習モデル 212 には、第 1 の正解マップ 254 を入力することが望ましい。第 1 の正解マップ 254 の代わりに、生成された第 1 のマップ 253 を入力して第 2 の機械学習モデル 212 を訓練した場合、モデル出力 255 にアーティファクトが発生する可能性がある。この原理に関して、図 9 (A) 及び (B) を用いて説明する。第 2 の機械学習モデル 212 は、領域 261 におけるぼけ画像 251 から、領域 261 における正解モデル出力 256 を推定しなければならない。ぼけ画像 251 は左側と右側で同様の信号分布を有しているが、正解モデル出力 256 の信号分布は左側と右側で大きく異なっている。第 2 の機械学習モデル 212 に、第 1 の正解マップ 254 を入力する場合、第 1 の正解マップ 254 の値の違いと正解モデル出力 256 が対応している。そのため、第 2 の機械学習モデル 212 は、第 1 の正解マップ 254 の値に基づいて、ぼけ画像 251 に実行する先鋭化を変更することで、正解モデル出力 256 に近いモデル出力 255 を推定することができる。これに対し、図 9 (B) の第 1 のマップ 253 の値は、正解モデル出力 256 の違いに対応していない。そのため、第 1 の正解マップ 254 の代わりに第 1 のマップ 253 を第 2 の機械学習モデル 212 に入力すると、第 2 の機械学習モデル 212 はぼけ画像 251 中の非飽和ぼけ像と飽和ぼけ像を判定できない場合があり、アーティファクトが発生する。

20

30

(実施例 2)

実施例 2 における画像処理システムに関して説明する。本実施例では、第 2 のマップを生成した後に実行するタスクを、輝度飽和を含む撮像画像に対するぼけ味の変換とする。ぼけ味の変換とは、撮像画像に作用しているデフォーカスによるぼけを、該ぼけとは異なる形状のぼけに変換するタスクである。例えば、デフォーカスぼけに二線ぼけやヴィネッティングが発生している際に、これを円形のディスク（強度がフラットな形状）やガウシアンで表されるぼけに変換する。ぼけ味の変換では、デフォーカスのぼけをより大きくし、ぼけの先鋭化（減衰した被写体情報の推定）は行わない。本実施例に記載の方法は、ぼけ味の変換以外のタスクに関しても、同様に効果を得ることが可能である。

【0058】

40

図 11 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 12 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、訓練装置 301、撮像装置 302、画像処理装置 303 を有する。訓練装置 301 は、記憶部 311、取得部 312、演算部 313、および更新部 314 を有する。画像処理装置 303 は、記憶部 331、通信部 332、取得部 333、および演算部 334 を有する。撮像装置 302 は、光学系 312、撮像素子 322、記憶部 323、通信部 324、および表示部 325 を有する。訓練装置 301 と画像処理装置 303、画像処理装置 303 と撮像装置 302 はそれぞれ、有線または無線のネットワークで接続される。撮像装置 302 で撮像された撮像画像は、光学系 321 に応じた形状のデフォーカスぼけが作用している。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、通信部

50

3 3 2 を介して撮像画像を受信し、記憶部 3 3 1 に記憶された第 1 及び第 2 の機械学習モデルの構成とウエイトの情報を用いて、ぼけ味の変換を行う。第 1 及び第 2 の機械学習モデルの構成とウエイトの情報は、訓練装置 3 0 1 によって訓練されたものであり、予め訓練装置 3 0 1 から取得され、記憶部 3 3 1 に記憶されている。撮像画像のぼけ味が変換されたぼけ味変換画像（モデル出力）は、撮像装置 3 0 2 に送信され、記憶部 3 2 3 に記憶され、表示部 3 2 5 に表示される。

【 0 0 5 9 】

次に、訓練装置 3 0 1 で実行される第 1 及び第 2 の機械学習モデルの訓練に関して、図 7 のフローチャートを用いて説明するが、実施例 1 と同様の箇所は省略する。図 7 の各ステップは、訓練装置 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 により実行される。

10

【 0 0 6 0 】

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 枚以上の原画像を取得する。

【 0 0 6 1 】

ステップ S 1 0 2 において、演算部 3 1 3 は、原画像に対してデフォーカス量を設定し、デフォーカス量に対応したデフォーカスぼけを原画像に付与したぼけ画像を生成する。デフォーカスぼけは、光学系 3 2 1 の変倍と絞りによって、形状が変化する。また、デフォーカスぼけは、光学系 3 2 1 のフォーカス距離と、そのときの被写体のデフォーカス量によっても変化する。さらに、像高とアジマスによっても、デフォーカスぼけは変化する。これらのデフォーカスぼけ全てを変換可能な第 2 の機械学習モデルを一括で訓練したい場合、光学系 3 2 1 で発生する複数のデフォーカスぼけを用いて、複数のぼけ画像を生成するとよい。また、ぼけ味の変換において、デフォーカスしていないフォーカス被写体は、変換の前後で不変となることが望ましい。故に、フォーカス被写体は変化させないように第 2 の機械学習モデルを訓練する必要がある。このため、デフォーカス量が 0 の場合のぼけ画像も生成する。デフォーカス量が 0 のぼけ画像は、ぼけの付与がなくてもよいし、光学系 3 2 1 のフォーカス面における収差や回折によるぼけを付与してもよい。

20

【 0 0 6 2 】

ステップ S 1 0 3 において、演算部 3 1 3 は、ぼけ画像と信号値の閾値に基づいて、第 1 の領域を設定する。

30

【 0 0 6 3 】

ステップ S 1 0 4 において、演算部 3 1 3 は、第 1 の領域に原画像の信号値を有する第 1 の画像を生成する。

【 0 0 6 4 】

ステップ S 1 0 5 において、演算部 3 1 3 は、第 1 の画像にぼけ画像と同じデフォーカスぼけを付与し、第 1 の正解マップを生成する。

【 0 0 6 5 】

ステップ S 1 0 6 において、取得部 3 1 2 は、正解モデル出力を取得する。本実施例では、デフォーカスぼけがディスクぼけ（円形でフラットな強度分布を有するぼけ）に変換されるように第 2 の機械学習モデルを訓練する。そのため、原画像に対してディスクぼけを付与して、正解モデル出力を生成する。ただし、付与するぼけの形状はこれに限定されるものではない。ぼけ画像のデフォーカス量に対応した広がりを持つディスクぼけを付与する。付与するディスクぼけは、ぼけ画像の生成で付与したデフォーカスぼけより、ぼけが大きい。言い換えると、ディスクぼけはぼけ画像の生成で付与したデフォーカスぼけより、MTF（変調伝達関数）が低い。また、デフォーカス量が 0 の場合は、ぼけ画像の生成と同様である。

40

【 0 0 6 6 】

ステップ S 1 0 7 において、演算部 3 1 3 は、第 1 の機械学習モデルを用いて、ぼけ画像から第 1 のマップを生成し、第 2 の機械学習モデルを用いて、ぼけ画像と第 1 の正解マップとからモデル出力を生成する。

50

【 0 0 6 7 】

ステップ S 1 0 8 において、更新部 3 1 4 は、損失関数から第 1 及び第 2 の機械学習モデルのウェイトを更新する。

【 0 0 6 8 】

ステップ S 1 0 9 において、更新部 3 1 4 は、第 1 及び第 2 の機械学習モデルの訓練が完了したかを判定する。訓練済みの第 1 及び第 2 の機械学習モデルの構成およびウェイトの情報は、記憶部 3 1 1 に記憶される。

【 0 0 6 9 】

次に、画像処理装置 3 0 3 で実行される、訓練済みの第 1 及び第 2 の機械学習モデルを用いた撮像画像のぼけ味の変換に関して、図 1 0 のフローチャートを用いて説明するが、実施例 1 と同様の箇所は省略する。図 1 0 の各ステップは、画像処理装置 3 0 3 の記憶部 3 3 1、通信部 3 3 2、取得部 3 3 3、または演算部 3 3 4 により実行される。

【 0 0 7 0 】

ステップ S 2 0 1 において、取得部 3 3 3 は、撮像画像、第 1 の機械学習モデル、及び第 2 の機械学習モデルを取得する。

【 0 0 7 1 】

ステップ S 2 0 2 において、演算部 3 3 4 は、第 1 の機械学習モデルを用いて、撮像画像から、第 1 のマップを生成する。

【 0 0 7 2 】

ステップ S 2 0 3 において、演算部 3 3 4 は、撮像画像の輝度飽和領域の位置の情報に基づいて、第 1 のマップを修正した第 2 のマップを生成する。本実施例では、第 1 のマップの所定の条件を満たす閉空間が、撮像画像の輝度飽和領域の位置を含むか否かに基づいて、第 1 のマップを修正することで、第 2 のマップを生成する。これに関して、図 1 3 (A) 及び (B) を用いて詳細に説明する。図 1 3 (A) は、第 1 のマップを二値化したマップを表している。二値化は非飽和ぼけ像を表す値で実行され、斜線領域が非飽和ぼけ像を表し、白い領域が輝度飽和の影響を受けた飽和ぼけ像、或いは誤推定の領域を表す。例えば、第 1 のマップにおいて 0 が非飽和ぼけ像を示す場合、0 の領域が斜線領域になり、非ゼロの領域が白い領域になる。図 1 3 (B) は、撮像画像に対応する輝度飽和マップを表す。白い領域が撮像画像の飽和領域を表し、斜線領域は非飽和領域を表す。図 1 3 (A) には、第 1 のマップにおいて所定の条件（非飽和ぼけ像ではないと推定されたこと）を満たす閉空間 4 0 1 と閉空間 4 0 2 が存在する。もし閉空間の中に撮像画像の飽和領域が含まれていない場合、その閉空間は誤推定領域であると直ちに分かる。閉空間 4 0 2 内には撮像画像の飽和領域が含まれていないため、閉空間 4 0 2 を誤推定領域として第 1 のマップを修正し、第 2 のマップを生成する。

【 0 0 7 3 】

ステップ S 2 0 4 において、演算部 3 3 4 は、第 2 の機械学習モデルを用いて、撮像画像と第 2 のマップから、モデル出力を生成する。モデル出力は、撮像画像のデフォーカスぼけが異なる形状のぼけに変換されたぼけ味変換画像である。

【 0 0 7 4 】

ステップ S 2 0 5 において、演算部 3 3 4 は、第 2 のマップに基づいて、撮像画像とモデル出力を合成する。

【 0 0 7 5 】

以上の構成により、機械学習モデルを用いたぼけ味の変換において、輝度飽和による精度低下を抑制することが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)

実施例 3 における画像処理システムに関して説明する。本実施例では、第 2 のマップを生成した後に実行するタスクを、撮像画像に対するデプスマップの推定とする。光学系はデフォーカス量によってぼけの形状が変化するため、ぼけの形状とデプス（デフォーカス量）を対応付けることができる。機械学習モデルは、入力された撮像画像の各領域におけるぼけの形状をモデル内で（陽に又は暗に）推定することで、被写体空間のデプスマップ

10

20

30

40

50

を生成することができる。なお、本実施例に記載の方法は、デプスマップの推定以外のタスクに関しても、同様に効果を得ることが可能である。

【0076】

図14は、本実施例における画像処理システム500のブロック図である。図15は、画像処理システム500の外観図である。画像処理システム500は、有線または無線で接続された訓練装置501と撮像装置502を有する。訓練装置501は、記憶部511、取得部512、演算部513、および更新部514を有する。撮像装置は、光学系512、撮像素子522、画像処理部523、記憶部524、通信部525、表示部526、およびシステムコントローラ527を有する。画像処理部523は、取得部523a、演算部523b、およびぼかし部523cを備える。図15において、撮像装置502は表面と裏面の両方が描画されている。撮像装置502は、光学系521を介して被写体空間の像を形成し、該像を撮像素子522で撮像画像として取得する。撮像画像には、光学系521の収差とデフォーカスによるぼけが発生している。画像処理部523は、第1及び第2の機械学習モデルを用いて、撮像画像から被写体空間のデプスマップを生成する。第1及び第2の機械学習モデルは訓練装置501によって訓練されたものであり、その構成とウェイトの情報は、通信部525を介して予め訓練装置501から取得され、記憶部524に記憶されている。撮像画像と推定されたデプスマップは、記憶部524に記憶され、必要に応じて表示部526に表示される。デプスマップは、撮像画像のぼけ味の付与や被写体の切り出しなどに用いられる。一連の制御は、システムコントローラ527によって行われる。

10

20

【0077】

次に、訓練装置501によって実行される第1及び第2の機械学習モデルの訓練に関して、図7のフローチャートを用いて説明するが、実施例1と同様の箇所は省略する。図7の各ステップは、訓練装置501の記憶部511、取得部512、演算部513、または更新部514により実行される。

【0078】

ステップS101において、取得部512は、1枚以上の原画像を取得する。

【0079】

ステップS102において、演算部513は、原画像にぼけを付与し、ぼけ画像を生成する。演算部513は、原画像に対応するデプスマップ（デフォーカスマップでもよい）と光学系521のフォーカス距離を設定し、光学系521のフォーカス距離とそこからのデフォーカス量に対応したぼけを付与する。絞り値を固定した場合、デフォーカス量の絶対値が大きいほど、デフォーカスによるぼけは大きくなる。さらに、球面収差の影響によって、フォーカス面の前後でぼけの形状は変化する。球面収差が負方向に出ている場合、被写体空間においてフォーカス面より光学系521から離れる方向（物体側）では二線ぼけになり、近づく方向（像側）では中心にピークを有する形状のぼけになる。球面収差が正の場合は、逆の関係になる。また、光軸上以外では非点収差などの影響によって、デフォーカス量に応じてさらにぼけの形状が変化する。

30

【0080】

ステップS103において、演算部513は、ぼけ画像と信号の閾値に基づいて、第1の領域を設定する。

40

【0081】

ステップS104において、演算部513は、第1の領域に原画像の信号値を有する第1の画像を生成する。

【0082】

ステップS105において、演算部513は、第1の画像にぼけを付与し、第1の正解マップを生成する。なお、本実施例では、第1の正解マップを第2の信号値でクリップしない。これによって、第1の機械学習モデルは、第1のマップの生成の際に、輝度飽和領域のクリップされる前の輝度も推定するように訓練される。

【0083】

50

ステップ S 1 0 6 において、取得部 5 1 2 は、正解モデル出力を取得する。正解モデル出力は、ステップ S 1 0 2 で設定したデプスマップである。

【 0 0 8 4 】

ステップ S 1 0 7 において、演算部 5 1 3 は、第 1 の機械学習モデルを用いて、ぼけ画像から第 1 のマップを生成し、第 2 の機械学習モデルを用いて、ぼけ画像と第 1 の正解マップとからモデル出力を生成する。

【 0 0 8 5 】

ステップ S 1 0 8 において、更新部 5 1 4 は、損失関数を用いて、第 1 及び第 2 の機械学習モデルのウェイトを更新する。

【 0 0 8 6 】

ステップ S 1 0 9 において、更新部 5 1 4 は、第 1 及び第 2 の機械学習モデルの訓練が完了したか判定する。

【 0 0 8 7 】

次に、画像処理部 5 2 3 で実行される、第 1 及び第 2 の機械学習モデルを用いた撮像画像のデプスマップの推定と、撮像画像に対するぼけ味の付与とに関して、図 1 6 のフローチャートを用いて説明するが、実施例 1 と同様の箇所は省略する。図 1 6 は、第 1 及び第 2 の機械学習モデルの推定のフローチャートである。図 1 6 の各ステップは、画像処理部 5 2 3 の取得部 5 2 3 a、演算部 5 2 3 b、またはぼかし部 5 2 3 c により実行される。

【 0 0 8 8 】

ステップ S 4 0 1 において、取得部 5 2 3 a は、撮像画像、第 1 の機械学習モデル、及び第 2 の機械学習モデルを取得する。記憶部 5 2 4 から、第 1 及び第 2 の機械学習モデルの構成とウェイトの情報を取得する。

【 0 0 8 9 】

ステップ S 4 0 2 において、演算部 5 2 3 b は、第 1 の機械学習モデルを用いて、撮像画像から第 1 のマップを生成する。

【 0 0 9 0 】

ステップ S 4 0 3 において、演算部 5 2 3 b は、撮像画像の輝度飽和領域の位置に関する情報に基づいて、第 1 のマップを修正した第 2 のマップを生成する。実施例 1 と同様の方法で修正を行う。

【 0 0 9 1 】

ステップ S 4 0 4 において、演算部 5 2 3 b は、第 2 の機械学習モデルを用いて、撮像画像と第 2 のマップから、モデル出力を生成する。モデル出力は、撮像画像に対応するデプスマップである。

【 0 0 9 2 】

ステップ S 4 0 5 において、ぼかし部 5 2 3 c は、モデル出力と第 2 のマップに基づいて、撮像画像にぼけを付与し、ぼけ味が付与された（被写界深度が浅くなった）画像を生成する。モデル出力であるデプスマップから、撮像画像の各領域に対して、デフォーカス量に応じたぼけを設定する。フォーカス領域にはぼけを付与せず、デフォーカス量が大きい領域ほど大きなぼけを付与する。また、第 2 のマップには、撮像画像の輝度飽和領域のクリップ前の輝度が推定されている。撮像画像の輝度飽和領域の信号値をこの輝度に置換してから、ぼけの付与を行う。これによって、木漏れ日や水面などの反射光、また夜景のライトなどがぼけの付与によって暗くならず、自然なぼけ味の画像を生成することができる。

【 0 0 9 3 】

以上の構成により、機械学習モデルを用いたデプスマップの推定において、輝度飽和による精度低下を抑制することが可能な画像処理システムを提供することができる。

（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

10

20

30

40

50

、 1 以上の機能を実現する回路（例えば、A S I C）によっても実現可能である。

【 0 0 9 4 】

各実施例によれば、ぼけの発生した撮像画像に対する、機械学習モデルを用いた認識または回帰のタスクにおいて、輝度飽和による精度低下を抑制することが可能な画像処理方法、画像処理装置、および画像処理プログラムを提供することができる。

【 0 0 9 5 】

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たものではなく、その要旨の範囲内で様々な変形、及び変更が可能である。

【 0 0 9 6 】

例えば、各実施例の撮像装置（第 1 の装置）と、クラウド上の装置（第 2 の装置）とが互いに通信可能に構成されており、第 1 の装置からの要求に基づいて第 2 の装置が図 1 0 または図 1 6 の処理を実行する画像処理システムであってもよい。この場合、第 1 の装置は、撮像画像および処理の実行に関する要求を第 2 の装置へ送信する送信手段を有する。第 2 の装置は、第 1 の装置から撮像画像および要求を受信する受信手段、および、受信した要求に応じて、第 1 の機械学習モデルを用いて撮像画像に基づき第 1 のマップを生成する生成手段を有する。そして、生成手段は、撮像画像の輝度飽和領域の位置に関する情報に基づいて、第 1 のマップを修正することで第 2 のマップを生成する。さらに、生成手段は、第 2 の機械学習モデルを用いて、撮像画像と第 2 のマップとに基づき、モデル出力を生成する。

【 0 0 9 7 】

上記各実施例の開示は、以下の方法および構成を含む。

【 0 0 9 8 】

（方法 1）

撮像により得られた撮像画像を取得する第 1 の工程と、

第 1 の機械学習モデルを用いて、前記撮像画像に基づき、第 1 のマップを生成する第 2 の工程と、

前記撮像画像の輝度飽和領域の位置に関する情報に基づいて、前記第 1 のマップを修正することで第 2 のマップを生成する第 3 の工程と、を有し、

前記第 1 のマップは、前記輝度飽和領域における被写体が前記撮像により発生したぼけによって広がった領域の範囲と、該領域に対応する信号値の大きさとの関係を表すマップであることを特徴とする画像処理方法。

（方法 2）

第 2 の機械学習モデルを用いて、前記撮像画像と前記第 2 のマップとに基づき、モデル出力を生成する第 4 の工程を更に有し、

前記モデル出力は、前記撮像画像に対応する認識ラベルまたは空間的に配列された信号列であることを特徴とする方法 1 に記載の画像処理方法。

（方法 3）

前記情報は、前記撮像画像において、前記輝度飽和領域を含む前記輝度飽和領域の周辺領域と、該周辺領域以外の領域と、を区別する第 3 のマップであることを特徴とする方法 1 または 2 に記載の画像処理方法。

（方法 4）

前記第 3 の工程は、前記第 1 のマップと前記第 3 のマップとに基づく積演算を用いて前記第 2 のマップを生成することを特徴とする方法 3 に記載の画像処理方法。

（方法 5）

前記第 3 のマップは、前記撮像画像の前記輝度飽和領域を表す第 4 のマップとフィルタとの畳み込み演算に基づいて生成されることを特徴とする方法 3 または 4 に記載の画像処理方法。

（方法 6）

前記フィルタは、M A X フィルタであることを特徴とする方法 5 に記載の画像処理方法。

10

20

30

40

50

(方法 7)

前記フィルタは、全要素が 1 のフィルタであることを特徴とする方法 5 に記載の画像処理方法。

(方法 8)

前記第 2 の工程、前記第 3 の工程、および前記第 4 の工程は、同一の並列計算可能な処理手段で実行されることを特徴とする方法 2 に記載の画像処理方法。

(方法 9)

前記モデル出力は、前記撮像画像に対応する画像であり、

前記第 2 のマップに基づいて、前記撮像画像と前記モデル出力を合成した画像を生成する第 5 の工程を更に有することを特徴とする方法 2 または 8 に記載の画像処理方法。

10

(方法 10)

前記モデル出力は、前記撮像画像の前記ぼけを先鋭化した画像、前記撮像画像の前記ぼけを異なる形状のぼけに変換した画像、または、前記撮像画像に対応する被写体空間のデプスマップを含むことを特徴とする方法 2、8、9 のいずれかに記載の画像処理方法。

(方法 11)

前記撮像画像は複数の色成分を有し、前記第 3 の工程は前記色成分ごとに実行されることを特徴とする方法 1 から 10 のいずれかに記載の画像処理方法。

(方法 12)

前記第 3 の工程は、前記第 1 のマップの所定の条件を満たす閉空間が前記輝度飽和領域の位置を含むか否かに基づいて、前記第 2 のマップを生成することを特徴とする方法 1 から 11 のいずれかに記載の画像処理方法。

20

(構成 1)

撮像により得られた撮像画像を取得する取得手段と、

第 1 の機械学習モデルを用いて、前記撮像画像に基づき、第 1 のマップを生成し、

前記撮像画像の輝度飽和領域の位置に関する情報に基づいて、前記第 1 のマップを修正することで第 2 のマップを生成する生成手段を有し、

前記第 1 のマップは、前記輝度飽和領域における被写体が前記撮像により発生したぼけによって広がった領域の範囲と、該領域に対応する信号値の大きさとの関係を表すマップであることを特徴とする画像処理装置。

(構成 2)

30

前記生成手段は、第 2 の機械学習モデルを用いて、前記撮像画像と前記第 2 のマップとに基づき、モデル出力を生成し、

前記モデル出力は、前記撮像画像に対応する認識ラベルまたは空間的に配列された信号列であることを特徴とする構成 1 に記載の画像処理装置。

(構成 3)

方法 1 から 12 のいずれか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。

(構成 4)

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、撮像により得られた撮像画像および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、

40

前記第 2 の装置は、

前記第 1 の装置から前記撮像画像および前記要求を受信する受信手段と、

前記要求に応じて、第 1 の機械学習モデルを用いて、前記撮像画像に基づき、第 1 のマップを生成し、前記撮像画像の輝度飽和領域の位置に関する情報に基づいて、前記第 1 のマップを修正することで第 2 のマップを生成する生成手段と、を有し、

前記第 1 のマップは、前記輝度飽和領域における被写体が前記撮像により発生したぼけによって広がった領域の範囲と、該領域に対応する信号値の大きさとの関係を表すマップであることを特徴とする画像処理システム。

(構成 5)

50

前記生成手段は、第 2 の機械学習モデルを用いて、前記撮像画像と前記第 2 のマップとに基づき、モデル出力を生成し、

前記モデル出力は、前記撮像画像に対応する認識ラベルまたは空間的に配列された信号列であることを特徴とする構成 4 に記載の画像処理システム。

【符号の説明】

【 0 0 9 9 】

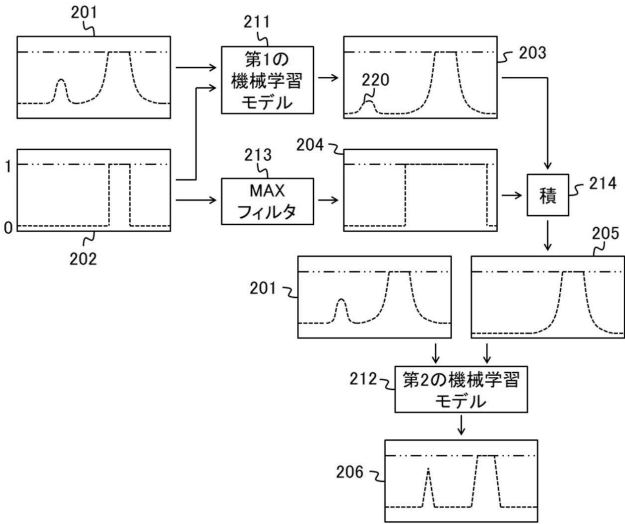
1 0 3 画像処理装置

1 0 3 b 取得部（取得手段）

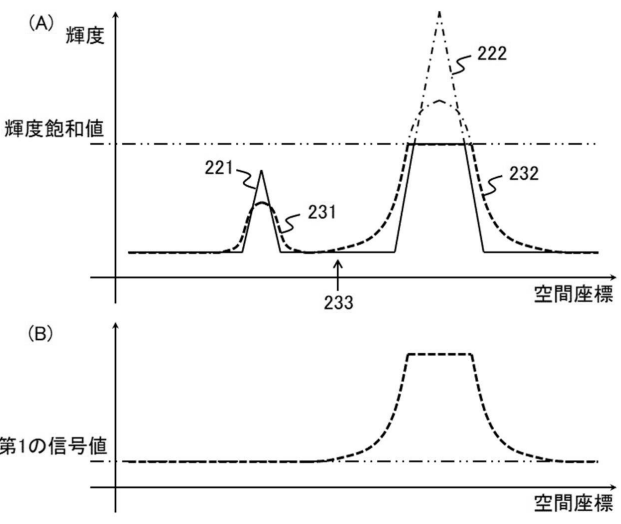
1 0 3 c 演算部（生成手段）

【図面】

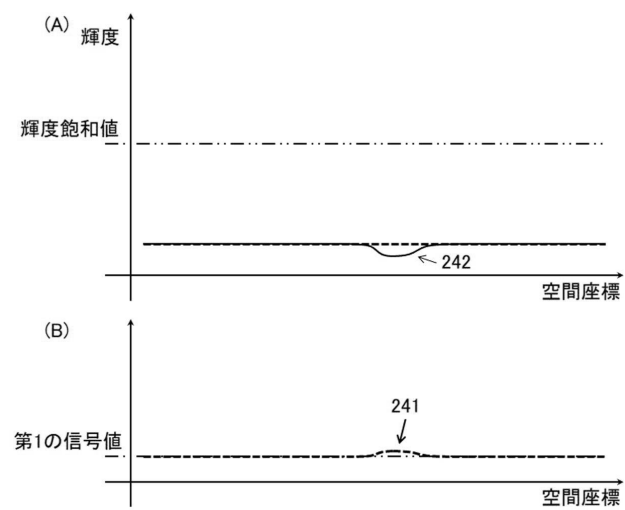
【図 1】



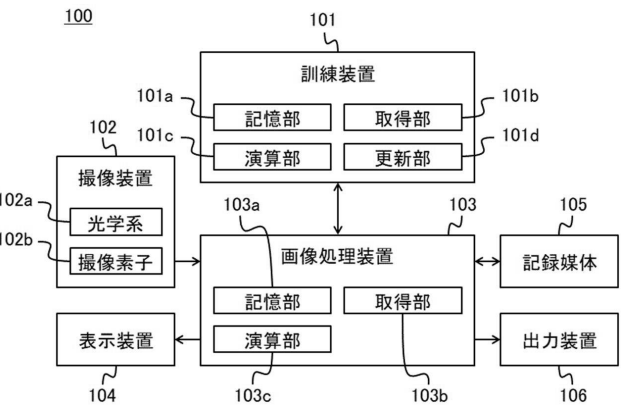
【図 2】



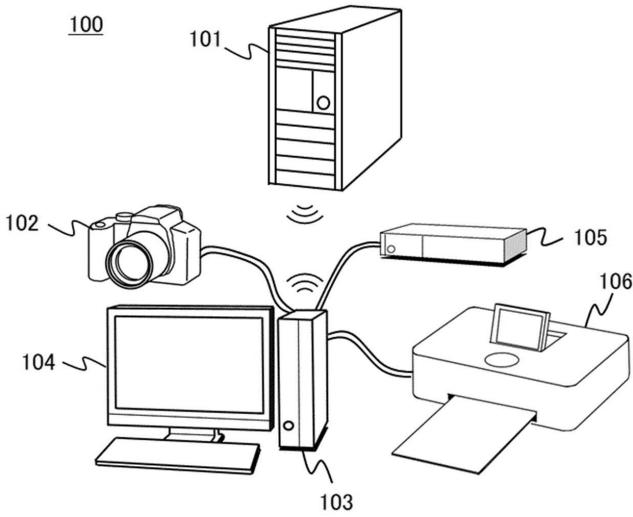
【図 3】



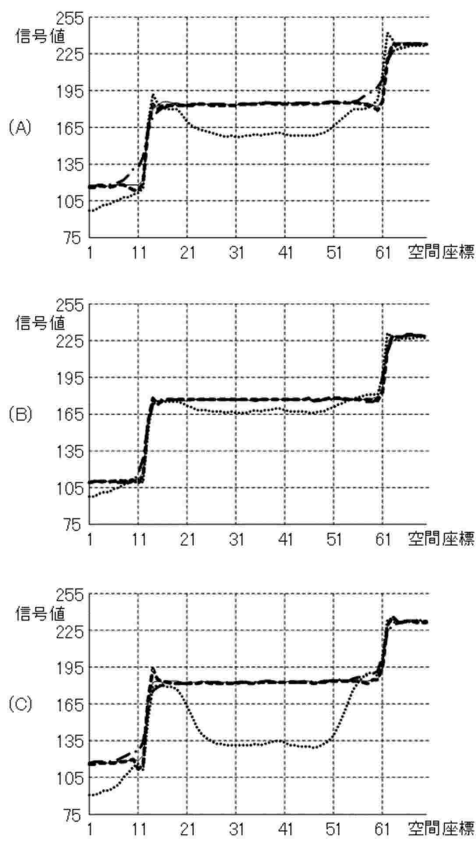
【図 4】



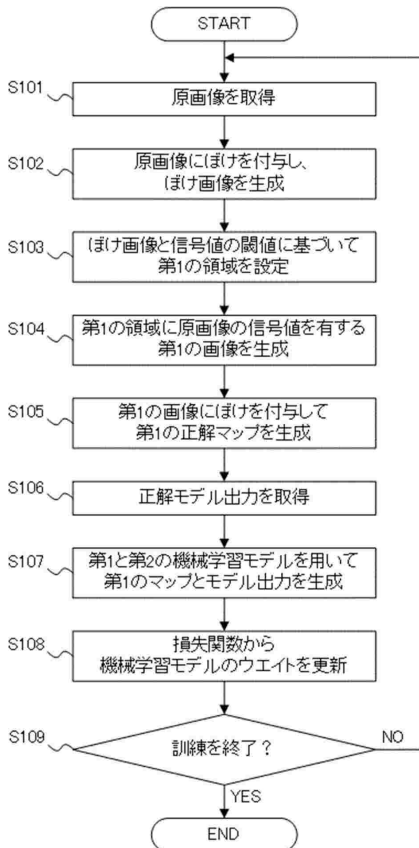
【図 5】



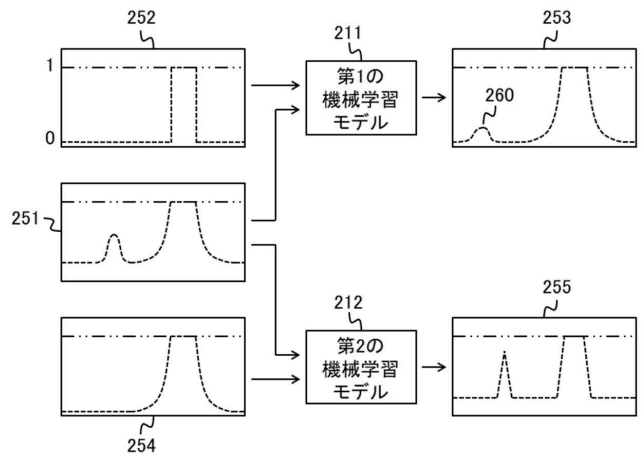
【図 6】



【図 7】



【図 8】



10

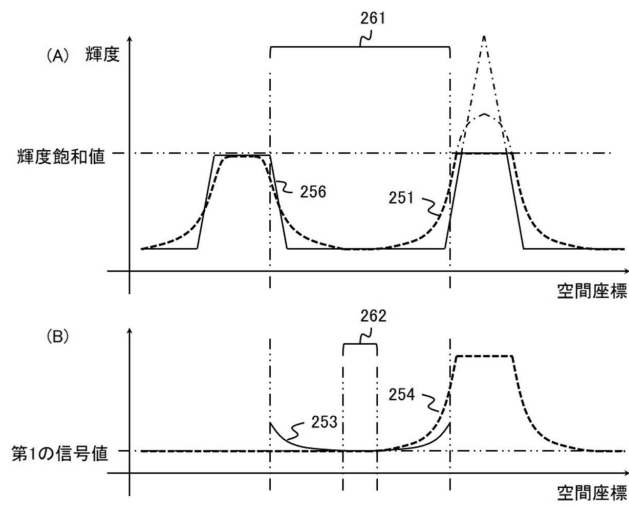
20

30

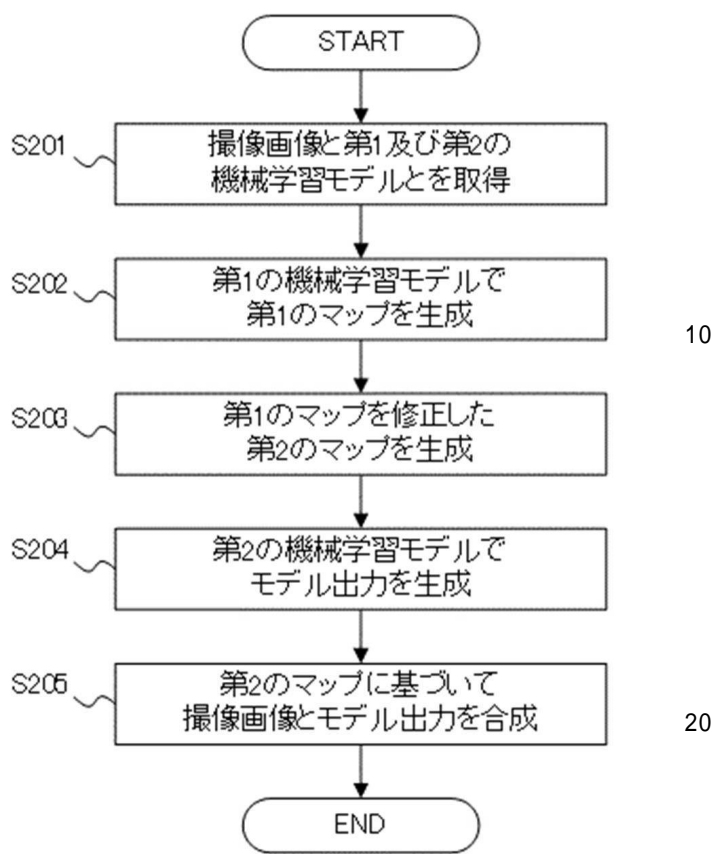
40

50

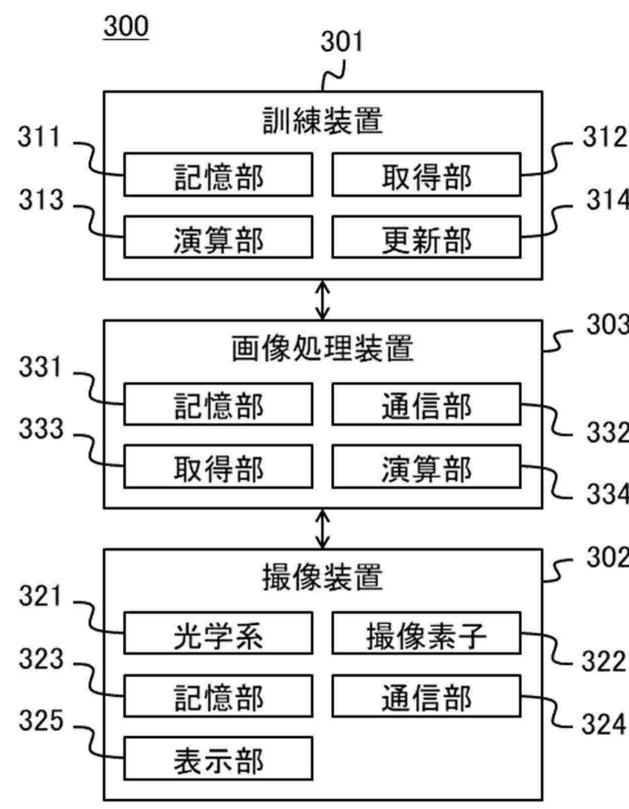
【図 9】



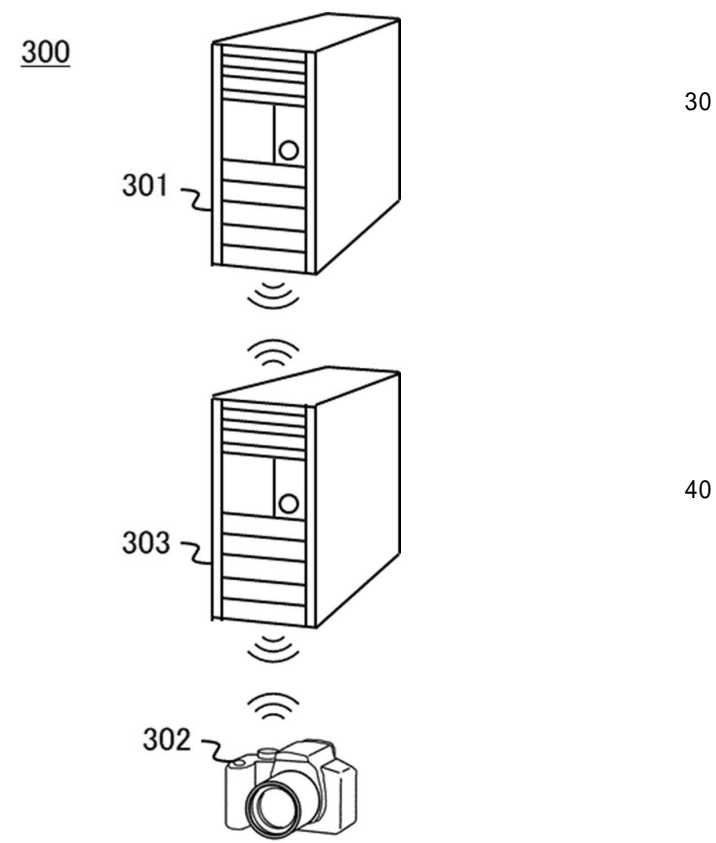
【図 10】



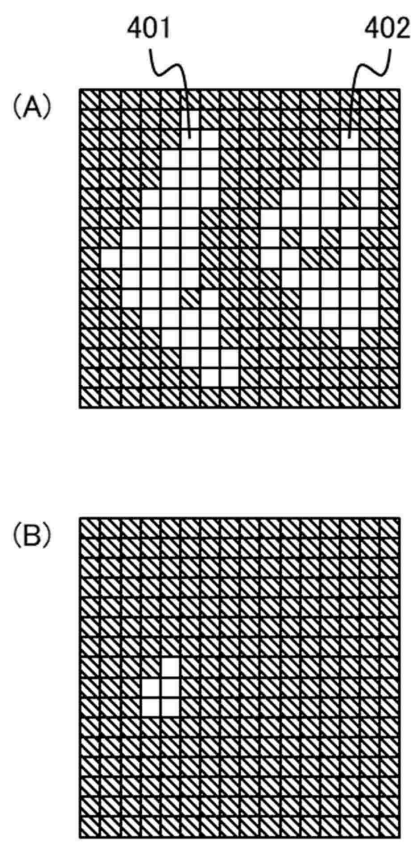
【図 11】



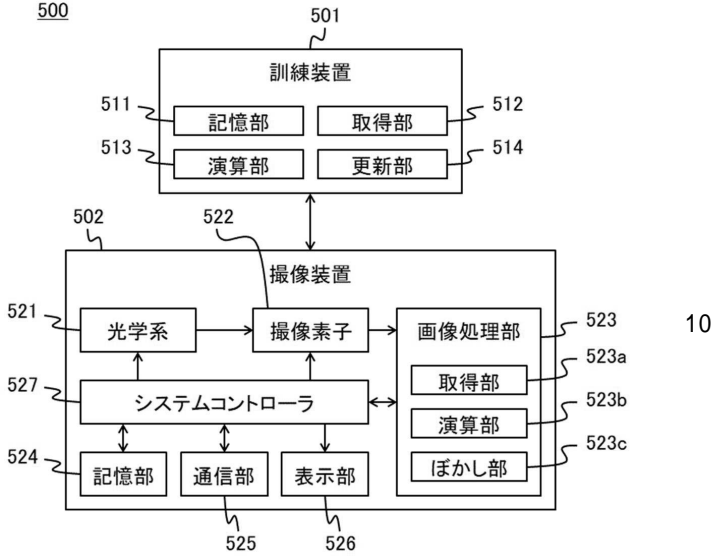
【図 12】



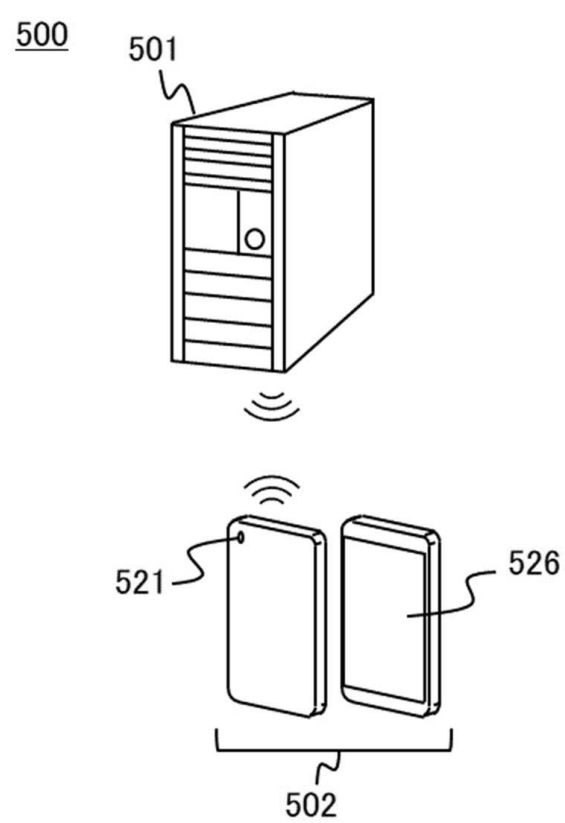
【図 1 3】



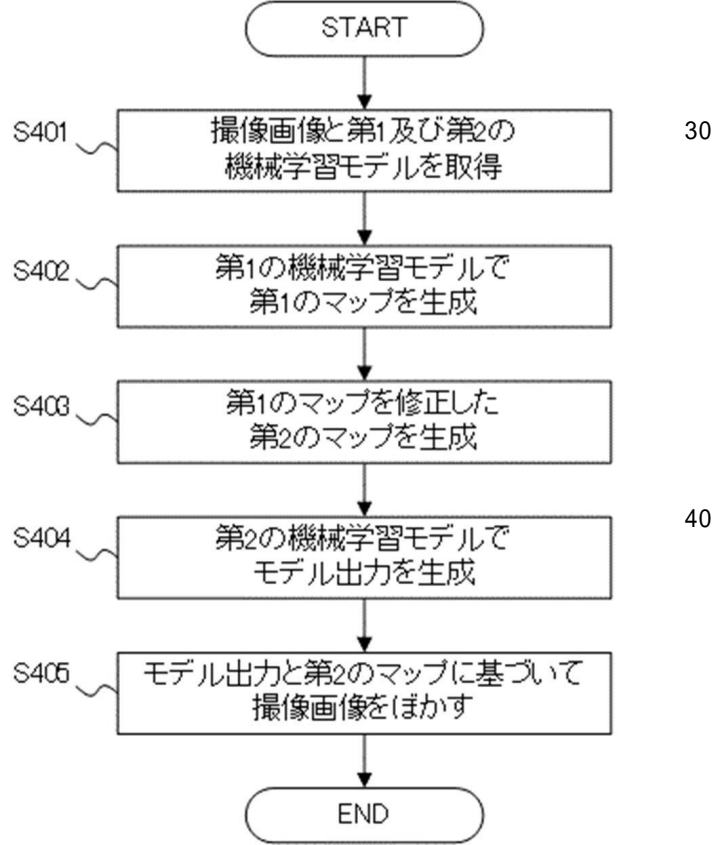
【図 1 4】



【図 1 5】



【図 1 6】



フロントページの続き

F ターム (参考) 5L096 EA06 EA07 HA11 JA11 JA22 KA04