

(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
2020年6月11日(11.06.2020)



(10) 国際公開番号

WO 2020/116451 A1

(51) 国際特許分類:

H04N 19/117 (2014.01) H04N 19/85 (2014.01)
H04N 19/136 (2014.01) G06T 7/00 (2017.01)
H04N 19/172 (2014.01) H04N 1/41 (2006.01)
H04N 19/80 (2014.01)

(21) 国際出願番号: PCT/JP2019/047240

(22) 国際出願日: 2019年12月3日(03.12.2019)

(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 2018-228402 2018年12月5日(05.12.2018) JP

(71) 出願人: 日本電信電話株式会社 (NIPPON TELEGRAPH AND TELEPHONE

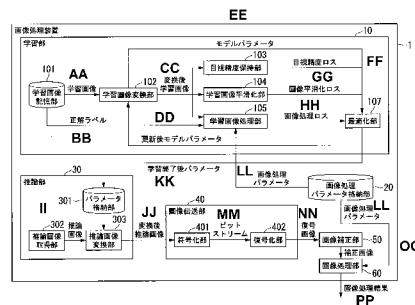
CORPORATION) [JP/JP]; 〒1008116 東京都千代田区大手町一丁目5番1号 Tokyo (JP).

(72) 発明者: 鈴木 聡志(SUZUKI Satoshi); 〒1808585 東京都武蔵野市緑町3丁目9-11 NTT知的財産センタ内 Tokyo (JP). 高木 基宏(TAKAGI Motohiro); 〒1808585 東京都武蔵野市緑町3丁目9-11 NTT知的財産センタ内 Tokyo (JP). 早瀬 和也(HAYASE Kazuya); 〒1808585 東京都武蔵野市緑町3丁目9-11 NTT知的財産センタ内 Tokyo (JP). 清水 淳(SHIMIZU Atsushi); 〒1808585 東京都武蔵野市緑町3丁目9-11 NTT知的財産センタ内 Tokyo (JP).

(74) 代理人: 特許業務法人 志賀国際特許事務所 (SHIGA INTERNATIONAL PATENT

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

(54) 発明の名称: 画像処理装置、学習装置、画像処理方法、学習方法、及びプログラム



- 1 Image processing device
- 10 Learning unit
- 20 Image processing parameter storage unit
- 30 Inference unit
- 40 Image transmission unit
- 50 Image correction unit
- 60 Image processing unit
- 101 Learning image storage unit
- 102 Learning image conversion unit
- 103 Visual accuracy retaining unit
- 104 Learning image smoothing unit
- 105 Learning image processing unit
- 107 Optimization unit
- 301 Parameter storage unit
- 302 Inference image obtaining unit
- 303 Inference image conversion unit
- 401 Coding unit
- 402 Decoding unit
- AA Learning image
- BB Correct label
- CC Converted learning image
- DD Updated model parameter
- EE Model parameter
- FF Visual accuracy loss
- GG Image smoothing loss
- HH Image processing loss
- II Inference image
- JJ Converted inference image
- KK Post-learning parameter
- LL Image processing parameter
- MM Bitstream
- NN Decoded image
- OO Corrected image
- PP Image processing result

(57) Abstract: This image processing device is provided with an image processing unit that performs image processing on an image based on an input image and outputs the result of the image processing. The input image is a converted image obtained by performing an image conversion on an original image. The conversion is an image conversion in which the data size of the original image is reduced while retaining features used for the image processing and the processing accuracy of the image processing.

OFFICE); 〒1006620 東京都千代田区丸の内
一丁目9番2号 Tokyo (JP).

- (81) 指定国(表示のない限り、全ての種類の国内保護が可能): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, 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, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, 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: 画像処理装置は、入力画像に基づく画像に対して画像処理を実行し、前記画像処理の結果を出力する画像処理部を備え、前記入力画像は、原画像に対して画像変換がなされた変換後画像であり、前記変換は、前記画像処理に用いられる特徴及び前記画像処理の処理精度を保持しつつ、前記原画像のデータサイズをより小さくする画像変換である。

明 細 書

発明の名称：

画像処理装置、学習装置、画像処理方法、学習方法、及びプログラム
技術分野

[0001] 本発明は、画像処理装置、学習装置、画像処理方法、学習方法、及びプログラムに関する。

背景技術

[0002] 近年、例えば、画像内の被写体の検出や識別、及び画像の領域分割等のための、機械学習を用いた画像処理の処理精度の向上が著しい。このような機械学習を用いた画像処理技術は、各種業務における目視検査工程を自動化する技術として注目を集めている。このような画像処理において、例えば、処理対象となる画像を撮像するための撮像デバイスが通信網のエッジサーバと通信する環境に存在し、かつ、目視検査工程の自動化を担うサーバが撮像デバイスとは物理的に遠い位置にあるクラウド環境に存在する場合、撮像された画像はエッジサーバを介してクラウドサーバに伝送される。この場合、画像処理精度を保持しつつ、伝送時の符号量を削減することが求められる。

[0003] 画像処理精度を保持しつつ伝送時の符号量を削減する画像符号化方式には、大別して、画像そのものを伝送する方式と、画像から抽出した特徴を示す情報を伝送する方式との2つの方式がある。画像そのものを伝送する前者の方式としては、例えば、H. 265 / HEVC (High Efficiency Video Coding) 等の一般的な画像符号化方式がある。一方、画像から抽出した特徴を示す情報を伝送する後者の方式としては、例えば、ニューラルネットワークの中間層の出力である特徴マップを伝送する、Collaborative Intelligenceと呼ばれる方式等がある（例えば、非特許文献1）。後者の方式は、消費電力や計算時間の面では効率的である一方で、例えば、特に特徴マップを抽出するニューラルネットワークの階層が深い場合等においては、特徴量から原画像を復元することが難しいことがある（非特許文献1 参照）。

[0004] また、各種業務における全ての目視検査工程を画像処理システムによって自動化することは困難である。そのため、目視検査工程全体の流れとしては、まず画像処理システムを活用して一次スクリーニングが行われ、次に人間が直接目視検査して二次スクリーニングが行われる工程になることが想定される。このようなことから、目視検査工程を自動化するための画像符号化方式としては、処理対象の画像を人間が直接目視検査できる方式が用いられることが望ましい。

[0005] ところで、例えばH. 265／HEVC等の一般的な画像符号化方式では、画像処理精度は評価指標とされておらず、主に客観画質及び主観画質が評価指標とされている。したがって、一般的な画像符号化方式は、主に画質を保持することを目的とした方式であると言える。そのため、一般的な画像符号化方式では、低符号量帯において、画質を保持するため、人間が感知しづらい高周波成分を積極的に間引く処理が行われ、低周波領域の信号が優先的に保持される。これにより、このような一般的な画像符号化方式では、原画像と復号画像とを対象として画像処理を行った場合、復号画像を対象として画像処理を行った場合の方が画像処理精度が低下することがある。

[0006] また、非特許文献2には、人間では違いをほとんど認知できないような摂動を画像に付与すると、畳み込みニューラルネットワークによる画像処理の処理精度が著しく低下することがあることが示されている。すなわち、画質を保持する信号と画像処理精度を保持する信号とは、必ずしも一致しないことがあると言える。さらに、J P E G（Joint Photographic Experts Group）及びJ P E G 2 0 0 0における符号量と画像識別精度との関係について記載された非特許文献3には、高符号量帯と比べて、低符号量帯において画像識別精度の低下が著しいことが示されている。これらの点を鑑みても、一般的な画像符号化方式は、画像処理精度を保持するための方式としては不十分であると言える。

[0007] 画像処理精度を保持するという観点で画像符号化方式を検討した先行技術としては、例えば、非特許文献4に記載の技術がある。非特許文献4に記載

の技術は、畳み込みニューラルネットワークの特徴マップの反応から画像内の重要度マップを生成して、重要な画像領域に重点的に符号量を割り当てることで、画像処理精度に基づくレート制御を可能にする。しかしながら、非特許文献4に記載の技術は、H. 265 / H E V C 参照ソフトウェアであるHMによってレート制御を行い、そこで得られた量子化パラメータ (Q P ; Quantization Parameters) を±2〜3程度の範囲で修正するものである。そのため、大幅な符号化効率の削減は望めないと言える。さらに、非特許文献4に記載の技術は、例えばJ P E Gのように、画像内で量子化パラメータを変動させることができない符号化方式への適用については想定をしていない。そのため、非特許文献4に記載の技術は、適応量子化機構を備えない符号化システムに対しては適用が困難である。

[0008] また、画像を撮像する撮像デバイスに、適応量子化機構を備える符号化システムが必ずしも搭載されているとは限らないため、後段の符号化方式に依存しない画像符号化方式が用いられることが望ましい。なお、J P E Gは量子化テーブルをヘッダに格納する機構になっているため、厳密に言えばJ P E Gに適応量子化機構を導入することも可能である。

しかしながら、各符号化ブロックに量子化テーブルを割り当てた場合、計算量の増加、及びヘッダの巨大化によって全体符号量が増大することが想定されるため、J P E Gに適応量子化機構を導入することは現実的ではないと言える。

[0009] 後段の符号化方式に依存することなく、符号量を大幅に削減することができる画像符号化方式として、例えば、画像のプレフィルタ（プレ変換）と呼ばれる方式がある（例えば、非特許文献5）。プレフィルタ方式は、符号化処理の前に、画像の一部又は全体を平滑化し、画像の符号量を低下させる。

[0010] また、非特許文献5には、人間の知覚特性に基づいて人間が変化を知覚しにくい領域を算出して、平滑化の強度を決定する画像符号化方式が記載されている。一般に、画像が平滑化すると、高周波成分が削減され、予測符号化方式においては予測残差が小さくなる。

これにより、プレフィルタ方式による平滑化は、画像符号化方式に依存することなく、画像を符号量の低い状態に変換させることができる。実際に、非特許文献5では、H. 265/HEVC以外に、H. 264/AVC (Advanced Video Coding) においても、画像のプレフィルタによる符号量削減の有効性が示されている。しかしながら、非特許文献5に記載の画像符号化方式は、人間の知覚特性に基づいており、画像処理精度を考慮する方式ではない。

先行技術文献

非特許文献

[0011] 非特許文献1: H. Choi, I. V. Bajic, “Near-Lossless Deep Feature Compression for Collaborative Intelligence”, arXiv, 15 June 2018.

非特許文献2: C. Szegedy, W. Zaremba, I. Sutskever, J. Bruna, D. Erhan, I. Goodfellow, R. Fergus, “Intriguing properties of neural networks”, arXiv, 19February 2014.

非特許文献3: S. Dodge, L. Karam, “Understanding How Image Quality Affects Deep Neural Networks”, arXiv, 21 April 2016.

非特許文献4: H. Choi, I. V. Bajic, “High Efficiency Compression for Object Detection”, arXiv, 16 February 2018.

非特許文献5: E. Vidal, F. X. Coudoux, P. Corlay, C. Guillemot, “JND-Guided Perceptual Pre-filtering for HEVC Compression of UHDTV Video Contents”, International Conference on Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems, ACIVS2017, LNCS 10617, pp.375-385, 2017.

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0012] 上述した背景技術に鑑み、画像処理精度を保持しつつ低符号量の画像へ変換し、かつ、人間による目視検査の検査精度（以下、「目視精度」という。）も併せて保持する画像変換技術が求められている。画像変換の中でも特に

、符号量を削減する効果が広く知られている、画像成分を平滑化する方法が有望であると考えられる。また、画像成分を一律に平滑化すると画像処理精度は低下するが(非特許文献3)、画像処理において重要でない領域のみを平滑化すれば、処理精度の低下は生じないことが期待される。しかしながら、画像処理精度を考慮した上記のプレフィルタ方式の場合、画像処理にあたってどのような特徴量を重視しているか、という点については不明瞭である。すなわち、画像中のどの領域をどのように平滑化させるよう画像に変換すればよいか、という点が不明瞭であると言える。そのため、プレフィルタ方式では、人間の知覚特性のような生理学的な知見に基づいたフィルタの設計が困難であるという課題がある。

[0013] これに対し、非特許文献4に記載の技術のように、生成された重要度マップを活用して、画像成分を平滑化する方法も考えられる。しかしながら、この方式の場合、画像処理精度に対して影響を及ぼさない画像変換を行うためには、そもそも重要度マップを用いてどのような強度で平滑化処理を行えばよいか、という点において依然として不明瞭である。

さらに、非特許文献4に記載の技術において生成される重要度マップは、あくまでCNN (Convolutional Neural Network ; 畳み込みニューラルネットワーク) の中間層の出力の強さに応じて生成されるものである。そのため、平滑化処理を行っても画像処理精度に影響を及ぼさないという点において、真に重要な領域を示すマップにはなっていない。なお、上述したように、一般に画像に対して平滑化処理を行った場合に高周波成分が削減される点と、予測機構を備える画像符号化方式であれば予測残差が小さくなる点とによって、画像の符号量は低下する。但し、ガウシアンフィルタ等によって画像全体に対して均一に平滑化処理が行われると、画像処理精度が大きく低下する。

[0014] 本発明は、上記のような技術的背景に鑑みてなされたものであり、画像処理精度を保持しつつ符号量を低減し、かつ、人間の目視精度も併せて保持する画像変換技術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

- [0015] 本発明の一態様は、入力画像に基づく画像に対して画像処理を実行し、前記画像処理の結果を出力する画像処理部を備え、前記入力画像は、原画像に対して画像変換がなされた変換後画像であり、前記画像変換は、前記画像処理に用いられる特徴量を保持し、前記画像処理の処理精度を保持しつつ、前記原画像のデータサイズをより小さくする画像変換である画像処理装置である。
- [0016] また、本発明の一態様は、上記の画像処理装置であって、前記画像変換は、さらに、前記原画像と前記変換後画像との間における目視精度が保持されるようにする画像変換である。
- [0017] また、本発明の一態様は、上記の画像処理装置であって、記入力画像に基づく画像のコントラストを所定の補正係数を用いて補正することにより補正画像を得る画像補正部をさらに備え、前記画像処理部は、前記補正画像に対して前記画像処理を実行する。
- [0018] また、本発明の一態様は、学習用の画像を示す学習画像と、前記学習画像に対する画像変換の結果を示す情報とを用いて機械学習を行うことにより、原画像に対して所定の条件を満たすように画像変換がなされた変換後画像を得るための学習結果を取得する学習部を備え、前記所定の条件は、画像処理に用いられる特徴量を保持し、前記画像処理の処理精度を保持しつつ、前記原画像のデータサイズをより小さくするという条件を含む学習装置である。
- [0019] また、本発明の一態様は、上記の学習装置であって、前記所定の条件は、さらに、前記原画像と前記変換後画像との間における目視精度が保持されるという条件を含む。
- [0020] また、本発明の一態様は、入力画像に基づく画像に対して画像処理を実行し、前記画像処理の結果を出力する画像処理ステップを有し、前記入力画像は、原画像に対して画像変換がなされた変換後画像であり、前記画像変換は、前記画像処理に用いられる特徴及び前記画像処理の処理精度を保持しつつ、前記原画像のデータサイズをより小さくする画像変換である画像処理方法

である。

[0021] また、本発明の一態様は、学習用の画像を示す学習画像と、前記学習画像に対する画像変換の結果を示す情報とを用いて機械学習を行うことにより、原画像に対して所定の条件を満たすように画像変換がなされた変換後画像を得るための学習結果を取得する学習ステップを有し、前記所定の条件は、画像処理に用いられる特徴量を保持し、前記画像処理の処理精度を保持しつつ、前記原画像のデータサイズをより小さくするという条件を含む学習方法である。

[0022] また、本発明の一態様は、上記の画像処理装置としてコンピュータを機能させるためのプログラムである。

発明の効果

[0023] 本発明により、画像処理精度を保持しつつ符号量を低減することができる。

図面の簡単な説明

[0024] [図1]本発明の第1の実施形態に係る画像処理装置1の機能構成を示すブロック図である。

[図2]本発明の第1の実施形態に係る学習部10の動作の一例を示すフローチャートである。

[図3]本発明の第1の実施形態に係る学習画像変換部102の動作の一例を示すフローチャートである。

[図4]本発明の第1の実施形態に係る目視精度保持部103の動作の一例を示すフローチャートである。

[図5]本発明の第1の実施形態に係る学習画像平滑化部104の動作の一例を示すフローチャートである。

[図6]本発明の第1の実施形態に係る学習画像処理部105の動作の一例を示すフローチャートである。

[図7]本発明の第1の実施形態に係る最適化部107の動作の一例を示すフローチャートである。

[図8]本発明の第1の実施形態に係る学習部10以外の機能部の動作を示すフローチャートである。

[図9]本発明の第1の実施形態に係る推論画像変換部303の動作の一例を示すフローチャートである。

[図10]本発明の第1の実施形態に係る推論画像処理部60の動作の一例を示すフローチャートである。

[図11]本発明の第2の実施形態に係る画像処理装置1bの機能構成を示すブロック図である。

[図12]本発明の第2の実施形態に係る学習画像処理部105bの動作の一例を示すフローチャートである。

[図13]本発明の第2の実施形態に係る画像処理最適化部106の動作の一例を示すフローチャートである。

[図14]本発明の第3の実施形態に係る最適化部の動作の一例を示すフローチャートである。

発明を実施するための形態

[0025] <第1の実施形態>

以下、本発明の第1の実施形態について、図面を参照しながら説明する。

[0026] [画像処理装置の構成]

以下、画像処理装置1の機能構成について説明する。

図1は、本発明の第1の実施形態に係る画像処理装置1の機能構成を示すブロック図である。図1に示すように、画像処理装置1は、学習部10と、画像処理パラメータ格納部20と、推論部30と、画像伝送部40と、画像補正部50と、画像処理部60と、を含んで構成される。

[0027] なお、学習部10によって機械学習（以下、「学習」という。）がなされた学習済みモデルが、後段の推論部30によって利用される。そのため、学習部10が処理を行うタイミングと、後段の推論部30以降の機能部が行う処理のタイミングとの間では時間差がある。

[0028] まず、学習部10について説明する。図1に示すように、学習部10は、

学習画像記憶部 101 と、学習画像変換部 102 と、目視精度保持部 103 と、学習画像平滑化部 104 と、学習画像処理部 105 と、最適化部 107 と、を含んで構成される。

[0029] 学習画像記憶部 101 は、学習用の画像（以下、「学習画像」という。）及び画像処理における正解データ（以下、「正解ラベル」という。）を予め記憶している。学習画像記憶部 101 は、例えば、フラッシュメモリ、HDD (Hard Disk Drive)、SSD (Solid State Drive)、RAM (Random Access Memory; 読み書き可能なメモリ)、EEPROM (Electrically Erasable Programmable Read Only Memory)、レジスタ、及びROM (Read Only Memory; 読み取り専用メモリ)等の記憶媒体、又はこれらの記憶媒体の組み合わせによって実現される。

[0030] 学習画像変換部 102 は、学習画像記憶部 101 から学習画像を取得する。また、学習画像変換部 102 は、最適化部 107 によって更新されたモデルパラメータ（以下、「更新後モデルパラメータ」という。）を当該最適化部 107 から取得する。学習画像変換部 102 は、取得した更新後モデルパラメータに基づいて、取得した学習画像を画像変換する。学習画像変換部 102 は、画像変換された学習画像（以下、「変換後学習画像」という。）を、目視精度保持部 103、学習画像平滑化部 104、及び学習画像処理部 105 へ出力する。また、学習画像変換部 102 は、画像変換に用いたモデルパラメータを最適化部 107 へ出力する。

[0031] 目視精度保持部 103 は、学習画像変換部 102 から出力された変換後学習画像を取得する。目視精度保持部 103 は、取得した変換後学習画像について人間による目視検査の検査精度である目視精度を評価し、当該目視精度を高くするための目視精度ロスを算出する。目視精度保持部 103 は、算出された目視精度ロスを最適化部 107 へ出力する。

[0032] 学習画像平滑化部 104 は、学習画像変換部 102 から出力された変換後学習画像を取得する。学習画像平滑化部 104 は、取得した変換後学習画像について画像の平滑化度合いを評価し、平滑化度合いを高くするための画像

平滑化ロスを算出する。学習画像平滑化部 104 は、算出された画像平滑化ロスを最適化部 107 へ出力する。なお、学習画像平滑化部 104 は、例えば画像処理結果と正解ラベルとの距離によっては、平滑化度合いを低くするための画像平滑化ロスを算出する場合もある。

[0033] 学習画像処理部 105 は、学習画像記憶部 101 から正解ラベルを取得する。また、学習画像処理部 105 は、画像処理パラメータ格納部 20 から、画像処理モデルのパラメータ（以下、「画像処理パラメータ」という。）を取得する。また、学習画像処理部 105 は、学習画像変換部 102 から出力された変換後学習画像を取得する。学習画像処理部 105 は、取得した変換後学習画像に対して画像処理を行い、正解ラベルとの差分を最小化するための画像処理ロスを算出する。学習画像処理部 105 は、算出された画像処理ロスを、画像処理モデルの入力部まで伝播し、最適化部 107 へ出力する。なお、伝播するとは、誤差逆伝播法等の誤差勾配算出アルゴリズムに則って、画像変換モデルの所望の位置で誤差勾配を算出する処理のことをいう。

[0034] 最適化部 107 は、目視精度保持部 103 から出力された目視精度ロスを取得する。また、最適化部 107 は、学習画像平滑化部 104 から出力された画像平滑化ロスを取得する。また、最適化部 107 は、学習画像処理部 105 から出力された画像処理ロスを取得する。また、最適化部 107 は、学習画像変換部 102 から出力されたモデルパラメータを取得する。最適化部 107 は、取得した目視精度ロス、画像平滑化ロス、及び画像処理ロスに基づいて、取得したモデルパラメータを最適化するように更新する。すなわち、最適化部 107 は、目視精度と画像平滑化度合いをできるだけ高くしつつ、画像処理結果と正解ラベルとの距離をできるだけ短くするようにモデルパラメータを更新する。

[0035] 最適化部 107 は、学習を継続する場合には、更新されたモデルパラメータ（以下、「更新後モデルパラメータ」という。）を、学習画像変換部 102 へ出力する。一方、最適化部 107 は、学習を終了する場合には、更新されたモデルパラメータ（以下、「学習終了後パラメータ」という。）をパラ

メータ格納部 301 に格納する。

[0036] なお、学習画像変換部 102 が、原画像全体を画像変換するのではなく、目視検査を行いたい所望の対象の範囲のみを画像変換し、当該範囲に相当する変換後学習画像から各ロス（特に目視精度ロス）が算出される構成であってもよい。

[0037] 次に学習部以外の機能部の構成について説明する。

画像処理パラメータ格納部 20 は、画像処理用のパラメータである画像処理パラメータを予め記憶する。画像処理パラメータ格納部 20 は、例えば、フラッシュメモリ、HDD、SDD、RAM、EEPROM、レジスタ、ROM等の記憶媒体、又はこれらの記憶媒体の組み合わせによって実現される。

[0038] 図 1 に示すように、推論部 30 は、パラメータ格納部 301 と、推論画像取得部 302 と、推論画像変換部 303 と、を含んで構成される。

[0039] パラメータ格納部 301 は、最適化部 107 から出力された学習終了後パラメータを記憶する。パラメータ格納部 301 は、例えば、フラッシュメモリ、HDD、SDD、RAM、EEPROM、及びレジスタ等の記憶媒体、又はこれらの記憶媒体の組み合わせによって実現される。

[0040] 推論画像取得部 302 は、例えば外部の撮像装置や記憶媒体等から、画像処理の対象となる画像（以下、「推論画像」という。）を取得する。なお、推論画像取得部 302 が、撮像装置としての機能を有する構成であってもよい。推論画像取得部 302 は、取得した推論画像を推論画像変換部 303 へ出力する。

[0041] 推論画像変換部 303 は、推論画像取得部 302 から出力された推論画像を取得する。

また、推論画像変換部 303 は、パラメータ格納部 301 から学習終了後パラメータを取得する。推論画像変換部 303 は、取得した学習終了後パラメータに基づいて、取得した推論画像に対する画像変換を行う。推論画像変換部 303 は、画像変換された推論画像（以下、「変換後推論画像」という。

)を画像伝送部40へ出力する。

[0042] 図1に示すように、画像伝送部40は、符号化部401と、復号部402と、を含んで構成される。

[0043] 符号化部401は、推論画像変換部303から出力された変換後推論画像を取得する。

符号化部401は、取得した変換後推論画像を、例えばH.265/HEVC等の既存符号化方式によってビットストリームに変換する。符号化部401は、変換されたビットストリームを復号部402へ送信する。

[0044] 復号部402は、符号化部401から送信されたビットストリームを受信する。復号部402は、受信したビットストリームに対して、例えばH.265/HEVC等の既存符号化方式によって復号する。これにより、復号部402は、復号画像を得る。復号部402は、復号画像を画像補正部50へ出力する。

[0045] なお、上述したように本実施形態においては、変換後推論画像を符号化部401に出力して符号化を行い、復号部402によって復号を行っているが、このような符号化及び復号を行う構成は必須の構成ではない。なぜならば、変換後推論画像は、所望の画像処理に必要となる情報を保持しつつ、かつ、目視精度を保持した上で、更に、符号化がなされなくても、入力された推論画像よりも既にデータサイズが小さくなっているためである。

[0046] なお、符号化部401において用いられる符号化方式として、ロスレス符号化（可逆符号化）方式が用いられてもよい。

[0047] なお、本実施形態の変形例として、変換後推論画像から、例えば画像の端の数ピクセル等の不要な情報を除去する構成にしてもよい。この場合、画像の中央部分に画像処理対象の物体が写っている場合等において有効である。これにより、元のデータサイズが小さい画像を符号化対象画像とすることができ、符号化部401において設定される目標符号量により到達し易くなる。

[0048] 画像補正部50は、復号部402から出力された復号画像を取得する。画

像補正部 50 は、取得した復号画像に対して、画像処理精度を向上させるような補正処理を行う。画像補正部 50 は、補正処理がなされた復号画像（以下、「補正画像」という。）を、画像処理部 60 へ出力する。

[0049] 画像処理部 60 は、画像処理パラメータ格納部 20 から画像処理パラメータを取得する。また、画像処理部 60 は、画像補正部 50 から出力された補正画像を取得する。画像処理部 60 は、取得した画像処理パラメータに基づいて、取得した補正画像に対して画像処理を行う。これにより、画像処理部 60 は、画像処理結果を得る。画像処理部 60 は、画像処理結果を示す情報を、例えば外部の装置等へ出力する。

[0050] なお、本実施形態においては、学習画像変換部 102 と推論画像変換部 303 とがそれぞれ別々の機能部であるものとしたが、学習時と推論時にそれぞれ動作する 1 つの機能部として構成されてもよい。また同様に、本実施形態においては、学習画像処理部 105 と画像処理部 60 とがそれぞれ別々の機能部であるものとしたが、学習時と推論時にそれぞれ動作する 1 つの機能部として構成されてもよい。

[0051] 以下、各機能部の動作について説明する。なお、本実施形態は、目視精度ロスについての学習を、画像平滑化ロス及び画像処理ロスの事前学習として扱う方式について示したものである。この方式は、目視精度ロスを用いた学習が画像処理精度の向上に寄与する場合（例えば平均二乗誤差（MSE）で事前学習する場合等）において適用されうる方式である。

[0052] [学習部の動作]

以下、学習部 10 全体の動作について説明する。

図 2 は、本発明の第 1 の実施形態に係る学習部 10 の動作の一例を示すフローチャートである。

[0053] 学習部 10 の学習画像変換部 102 は、学習画像記憶部 101 から学習画像を取得する。また、学習画像変換部 102 は、最適化部 107 から更新後モデルパラメータを取得する。学習画像変換部 102 は、取得した更新後モデルパラメータに基づいて、取得した学習画像を画像変換する。学習画像変

換部 102 は、変換後学習画像を、目視精度保持部 103 へ出力する。また、学習画像変換部 102 は、モデルパラメータを最適化部 107 へ出力する（ステップ S001）。

[0054] 学習部 10 の目視精度保持部 103 は、学習画像変換部 102 から出力された変換後学習画像を取得する。目視精度保持部 103 は、取得した変換後学習画像について目視精度を評価し、目視精度を高くするための目視精度ロスを算出する。目視精度保持部 103 は、算出された目視精度ロスを最適化部 107 へ出力する（ステップ S002）。

[0055] 学習部 10 の最適化部 107 は、目視精度保持部 103 から出力された目視精度ロスを取得する。また、最適化部 107 は、学習画像変換部 102 から出力されたモデルパラメータを取得する。最適化部 107 は、取得した目視精度ロスに基づいて、モデルパラメータを更新する。最適化部 107 は、更新後モデルパラメータを学習画像変換部 102 へ出力する（ステップ S003）。

[0056] ここで、事前学習が終了していない場合（ステップ S004・No）、最適化部 107 は、画像平滑化ロス及び画像処理ロスに基づいて更新された更新後モデルパラメータを学習画像変換部 102 へ出力する（ステップ S005）。そして、ステップ S001 以降の処理を繰り返す。

[0057] 一方、事前学習が終了した場合（ステップ S004・Yes）、学習画像変換部 102 は、取得した更新後モデルパラメータに基づいて、取得した学習画像を画像変換する。学習画像変換部 102 は、変換後学習画像を、学習画像平滑化部 104 及び学習画像処理部 105 へ出力する。また、学習画像変換部 102 は、モデルパラメータを最適化部 107 へ出力する（ステップ S006）。

[0058] 学習部 10 の学習画像平滑化部 104 は、学習画像変換部 102 から出力された変換後学習画像を取得する。学習画像平滑化部 104 は、取得した変換後学習画像について画像の平滑化度合いを評価し、画像平滑化ロスを算出する。学習画像平滑化部 104 は、算出された画像平滑化ロスを最適化部 1

07へ出力する（ステップS007）。

[0059] 学習部10の学習画像処理部105は、学習画像記憶部101から正解ラベルを取得する。また、学習画像処理部105は、画像処理パラメータ格納部20から画像処理パラメータを取得する。また、学習画像処理部105は、学習画像変換部102から出力された変換後学習画像を取得する。学習画像処理部105は、取得した変換後学習画像に対して画像処理を行い、画像処理ロスを出算する。学習画像処理部105は、出算された画像処理ロスを最適化部107へ出力する（ステップS008）。

[0060] 最適化部107は、学習画像平滑化部104から出力された画像平滑化ロスを取得する。また、最適化部107は、学習画像処理部105から出力された画像処理ロスを取得する。また、最適化部107は、学習画像変換部102から出力されたモデルパラメータを取得する。最適化部107は、取得した画像平滑化ロス及び画像処理ロスに基づいて、モデルパラメータを更新する（ステップS009）。

[0061] ここで、学習が終了していない場合（ステップS010・No）、最適化部107は、目視精度ロスに基づいて更新された更新後モデルパラメータを学習画像変換部102へ出力する（ステップS011）。そして、ステップS006以降の処理を繰り返す。

[0062] 一方、学習が終了した場合（ステップS010・Yes）、最適化部107は、学習終了後パラメータをパラメータ格納部301に格納する。

以上で、学習部10による図2のフローチャートの動作が終了する。

[0063] [学習画像変換部の動作]

以下、学習画像変換部102の動作について更に詳しく説明する。なお、以下に説明する学習画像変換部102の動作は、上述した図2のステップS001の動作に相当する。

図3は、本発明の第1の実施形態に係る学習画像変換部102の動作の一例を示すフローチャートである。

[0064] 学習画像変換部102は、現在の学習の繰り返し回数（すなわち、それま

でに学習が繰り返された回数)を示す情報を取得する(ステップS101)。なお、現在の学習の繰り返し回数を示す情報は、例えば、学習部10が備える記憶媒体等に記憶されているものとする。

[0065] 学習画像変換部102は、学習開始時であるか否かを判定する。すなわち、学習画像変換部102は、取得した情報に基づく学習回数が0であるか否かを判定する(ステップS102)。学習回数が0である場合(ステップS102・Yes)、学習画像変換部102は、モデルパラメータを初期化する(ステップS103)。

[0066] なお、学習画像変換部102が、一般的に用いられるような、ガウス分布に基づくランダム値によってモデルパラメータの初期化を行う構成であってもよいし、事前に行われた学習に基づく画像変換モデルのモデルパラメータを用いてFine-tuningを行うことによってモデルパラメータの初期化を行う構成であってもよい。なお、ここでいうFine-tuningとは、画像変換モデルに対して事前に異なるデータセットを用いて学習が行われることによって得られたパラメータを初期値にすることをいう。

[0067] 一方、学習回数が0ではない(すなわち、1以上である)場合(ステップS102・No)、学習画像変換部102は、最適化部107から更新後モデルパラメータ(すなわち、学習中の画像変換モデルのモデルパラメータ)を取得する(ステップS104)。

[0068] 学習画像変換部102は、学習画像記憶部101から学習画像を取得する(ステップS105)。学習画像変換部102は、取得した更新後モデルパラメータに基づいて、取得した学習画像を画像変換する(ステップS106)。これにより、学習画像変換部102は、変換後学習画像を得る。なお、ここで用いられる画像変換として、例えばニューラルネットワークを用いた非線形変換等が挙げられる。

[0069] 学習画像変換部102は、事前学習時であるか否かを判定する(ステップS107)。

事前学習時である場合(ステップS107・Yes)、学習画像変換部10

2は、変換後学習画像を、目視精度保持部103へ出力する（ステップS108）。一方、事前学習時ではない場合（すなわち、学習時である場合）（ステップS107・No）、学習画像変換部102は、変換後学習画像を、学習画像平滑化部104及び学習画像処理部195へ出力する（ステップS109）。

[0070] 学習画像変換部102は、上記の画像変換に用いたモデルパラメータを、最適化部107へ出力する（ステップS110）。

以上で、学習画像変換部102による図3のフローチャートの動作が終了する。

[0071] [目視精度保持部の動作]

以下、目視精度保持部103の動作について更に詳しく説明する。なお、以下に説明する目視精度保持部103の動作は、上述した図2のステップS002の動作に相当する。

図4は、本発明の第1の実施形態に係る目視精度保持部103の動作の一例を示すフローチャートである。

[0072] 目視精度保持部103は、学習画像変換部102から出力された変換後学習画像（ここでは、変換後学習画像Y'とする。）を取得する（ステップS201）。目視精度保持部103は、予め定義された関数を用いて、変換後学習画像Y'の目視精度を評価する（ステップS202）。

[0073] 目視精度を評価する関数としては、例えば、原画像と変換後学習画像Y'との平均二乗誤差、又はStructural Similarity (SSIM) 等に基づく目視精度ロスを算出する関数が挙げられる。但し、目視精度ロスは、平均二乗誤差やSSIMに基づくものでもなくとも構わない。目視精度を評価する関数が、人間が目視検査で画像処理を行った場合の画像処理結果と相関を有する画像処理結果を出力する目的関数であるならば、同様の効果を奏する。

[0074] 目視精度保持部103は、上記の目視精度を評価した関数に基づいて、人間の目視精度を高めるための目視精度ロス（勾配）を算出する。目視精度保持部103は、算出された目視精度ロスを最適化部107へ出力する。

以上で、目視精度保持部 103 による図 4 のフローチャートの動作が終了する。

[0075] [学習画像処理部の動作]

以下、学習画像処理部 105 の動作について更に詳しく説明する。なお、以下に説明する学習画像処理部 105 の動作は、上述した図 2 のステップ S008 の動作に相当する。

図 5 は、本発明の第 1 の実施形態に係る学習画像処理部 105 の動作の一例を示すフローチャートである。

[0076] 学習画像処理部 105 は、画像処理パラメータ格納部 20 から画像処理パラメータを取得する（ステップ S301）。学習画像処理部 105 は、学習画像記憶部 101 から、画像処理における正解データを示す正解ラベルを取得する（ステップ S302）。なお、正解データとは、画像内の被写体の識別を行う場合においては、例えば、各対象物が写っているかどうかを示すベクトル列等であり、画像の領域分割を行う場合においては、例えば、画像内の各ピクセルがどの領域に属するかを示す配列等である。

[0077] 学習画像処理部 105 は、学習画像変換部 102 から出力された変換後学習画像 Y' を取得する（ステップ S303）。学習画像処理部 105 は、取得した変換後学習画像 Y' に対して、取得した画像処理パラメータに基づく画像処理を行う（ステップ S304）。

これにより、学習画像処理部 105 は、画像処理結果（ここでは、画像処理結果 x とする。）を得る。なお、ここでいう画像処理としては、例えば、ニューラルネットワークを用いた物体識別、物体検出、及び領域分割等の画像処理が挙げられる。

[0078] 学習画像処理部 105 は、取得した変換後学習画像 Y' に対して画像処理を行い、上記の画像処理結果 x と正解ラベル（ここでは、正解ラベル y とする。）との差分を最小化するような画像処理ロス（勾配）を算出する（ステップ S305）。なお、画像処理ロスとしては、例えば、以下の（1）式で表される交差エントロピー $L_{\text{cross_entropy}}$ 等が一般に用いられる。

[0079] [数1]

$$L_{crossentropy}(x, y) = -\sum y_q \log(x_q) \quad \dots (1)$$

[0080] 但し、画像処理ロス、上記のような交差エントロピーに限られるものではない。画像処理ロスを算出する関数が、所望の画像処理タスクにおいて適切な目的関数であるならば、例えば平均二乗誤差等であっても、同様の効果を奏する。

[0081] 算出された画像処理ロスは、画像変換モデルに対してロスを与える。そのため、学習画像処理部105は、画像処理モデルの入力部（すなわち、画像変換モデルの出力部）に相当する処理部まで勾配（誤差）を伝播させる。なお、この際、画像変換モデルのモデルパラメータの更新は行わない。

[0082] 学習画像処理部105は、画像処理モデルの入力部に相当する処理部にまで伝播させた勾配（画像処理ロス）を最適化部107へ出力する。

以上で、学習画像処理部105による図5のフローチャートの動作が終了する。

[0083] [学習画像平滑化部の動作]

以下、学習画像平滑化部104の動作について更に詳しく説明する。なお、以下に説明する学習画像平滑化部104の動作は、上述した図2のステップS007の動作に相当する。

図6は、本発明の第1の実施形態に係る学習画像平滑化部104の動作の一例を示すフローチャートである。

[0084] 学習画像平滑化部104は、学習画像変換部102から出力された変換後学習画像 Y' を取得する（ステップS401）。学習画像平滑化部104は、予め定義された関数を用いて、変換後学習画像の空間冗長性、及び平滑化度合いを評価する（ステップS402）。なお、空間冗長性及び平滑化度合いを評価する関数としては、例えば、Total Variationに基づく、以下の（2）式で表される画像平滑化ロス $L_{TV}(Y')$ が挙げられる。

[0085]

[数2]

$$L_{TV}(Y') = \sum \sqrt{|Y'_{i+1,j} - Y'_{i,j}| + |Y'_{i,j+1} - Y'_{i,j}|} \quad \dots (2)$$

[0086] 但し、画像平滑化ロス、Total Variationに基づく関数に限られるものではない。画像平滑化ロスを算出する関数が、空間冗長性を考慮した目的関数であるならば、同様の効果を奏する。

[0087] 学習画像平滑化部104は、ステップS402における評価に用いられた関数（例えば、(2)式）に基づいて、空間冗長性及び平滑化度合いを高くするための勾配を、算出する。学習画像平滑化部104は、算出された勾配（画像平滑化ロス）を最適化部107へ出力する（ステップS403）。

以上で、学習画像平滑化部104による図6のフローチャートの動作が終了する。

[0088] [最適化部の動作]

以下、最適化部107の動作について更に詳しく説明する。なお、以下に説明する最適化部107の動作は、上述した図2のステップS003及びステップS009の動作に相当する。

図7は、本発明の第1の実施形態に係る最適化部107の動作の一例を示すフローチャートである。

[0089] 最適化部107は、事前学習時であるか否かの判定を行う（ステップS501）。事前学習時である場合（ステップS501・Yes）、最適化部107は、目視精度保持部103から出力された目視精度ロスを取得する（ステップS502）。また、最適化部107は、学習画像変換部102から出力されたモデルパラメータを取得する（ステップS503）。最適化部107は、取得した目視精度ロスを用いて、取得したモデルパラメータを更新する（ステップS504）。そして、最適化部107は、更新後モデルパラメータを学習画像変換部102へ出力する（ステップS511）。

[0090] 一方、事前学習時ではない（すなわち、学習時である）場合（ステップS501・No）、最適化部107は、学習画像平滑化部104から出力さ

れた画像平滑化ロスを取得する（ステップS505）。また、最適化部107は、学習画像処理部105から出力された画像処理ロスを取得する（ステップS506）。また、最適化部107は、学習画像変換部102から出力されたモデルパラメータを取得する（ステップS507）。

[0091] 最適化部107は、画像平滑化ロスと画像処理ロスとを、結合荷重 $\lambda_{\text{cross_entropy}}$ 、 λ_{TV} で線形結合し、モデルパラメータを更新する（ステップS508）。

なお、結合荷重としては、例えば凡そ1:1程度で画像平滑化ロスと画像処理ロスとを同等に評価するような比率が考えられる。但し、このような所定の比率に限られるものではなく、例えば、損失関数全体の推移を見ながら人手で調整を行うこと等によっても、同様の効果を奏する。

[0092] なお、モデルパラメータの更新には、例えば、SGD（Stochastic Gradient Descent；確率的勾配降下法）、及び勾配降下法の最適化アルゴリズムの1つであるAdam等が用いられるのが一般的である。但し、これに限られるものではなく、ニュートン法等の他の最適化アルゴリズムが用いられても構わない。

[0093] 最適化部107は、この繰り返しにおいて学習を終了したか否かを判定する（ステップS509）。なお、学習の終了の判定は、予め決められた学習回数に達したか否かに基づいて行われてもよいし、又は、例えば損失関数の推移等に基づいて人手によって行われてもよい。

[0094] 学習が終了したと判定された場合（ステップS509・Yes）、最適化部107は、学習終了後パラメータをパラメータ格納部301に格納する。一方、学習が終了していないと判定された場合（ステップS509・No）、最適化部107は、更新後モデルパラメータを学習画像変換部102へ出力する（ステップS511）。

以上で、最適化部107による図7のフローチャートの動作が終了する。

[0095] [学習部以外の機能部の動作]

以下、学習部10以外の機能部の動作（すなわち、後段の処理を行う推論

部 30 以降の動作) について説明する。

図 8 は、本発明の第 1 の実施形態に係る学習部 10 以外の機能部の動作を示すフローチャートである。

[0096] 推論部 30 の推論画像取得部 302 は、推論画像を取得する。推論画像取得部 302 は、取得した推論画像を推論画像変換部 303 へ出力する。推論画像取得部 302 から出力された推論画像変換部 303 は、推論画像を取得する。また、推論画像変換部 303 は、パラメータ格納部 301 から学習終了後パラメータを取得する（ステップ S601）。推論画像変換部 303 は、取得した学習終了後パラメータに基づいて、取得した推論画像に対する画像変換を行う。推論画像変換部 303 は、画像変換された変換後推論画像を画像伝送部 40 へ出力する（ステップ S602）。

[0097] 画像伝送部 40 の符号化部 401 は、推論画像変換部 303 から出力された変換後推論画像を取得する。符号化部 401 は、取得した変換後推論画像を、例えば H. 265 / HEVC 等の既存符号化方式によって符号化することでビットストリームに変換する。符号化部 401 は、変換されたビットストリームを画像伝送部 40 の復号部 402 へ送信する（ステップ S603）。

[0098] 復号部 402 は、符号化部 401 から送信されたビットストリームを受信する。復号部 402 は、受信したビットストリームに対して、例えば H. 265 / HEVC 等の既存符号化方式で復号する。これにより、復号部 402 は、復号画像を得る（ステップ S604）。復号部 402 は、復号画像を画像補正部 50 へ出力する。

[0099] 画像補正部 50 は、画像補正部 50 から出力された復号画像を取得する。画像補正部 50 は、取得した復号画像に対して、画像処理精度を向上させるような補正処理として、例えば、復号画像のコントラストを所定の補正パラメータ（補正係数）に基づいてガンマ補正する処理を行う。これにより、画像補正部 50 は、補正画像を得る（ステップ S605）。画像補正部 50 は、補正画像を画像処理部 60 へ出力する。

[0100] なお、上記の補正処理を行う目的は、画像変換の際に、平滑化の副作用として画像のコントラストが低下してしまう現象を補正することである。但し、コントラストをガンマ補正する補正処理に限られるものではない。補正処理が、例えば画素値ヒストグラムの正規化等の処理であっても、同様の効果を奏する。なお、ここでは、固定パラメータでのガンマ補正によるコントラスト補正が行われる構成を想定しているが、画像毎に補正パラメータが算出されて伝送される構成であってもよい。

[0101] 画像処理部60は、画像処理パラメータ格納部20から、学習部10において用いられた画像処理変換モデルのモデルパラメータと同一の画像処理パラメータを取得する（ステップS606）。また、画像処理部60は、画像補正部50から出力された補正画像を取得する。画像処理部60は、取得した画像処理パラメータに基づいて、取得した補正画像に対して画像処理を行う。これにより、画像処理部60は、画像処理結果を得る。画像処理部60は、画像処理結果を示す情報を、例えば外部の装置等へ出力する（ステップS607）。

以上で、学習部10以外の機能部による図8のフローチャートの動作が終了する。

[0102] [推論画像変換部の動作]

以下、推論画像変換部303の動作について更に詳しく説明する。なお、以下に説明する推論画像変換部303の動作は、上述した図8のステップS601及びステップS602の動作に相当する。

図9は、本発明の第1の実施形態に係る推論画像変換部303の動作の一例を示すフローチャートである。

[0103] 推論画像変換部303は、パラメータ格納部301から学習終了後パラメータを取得する（ステップS701）。また、推論画像変換部303は、推論画像取得部302から出力された推論画像を取得する（ステップS702）。推論画像変換部303は、取得した学習終了後パラメータに基づいて、取得した推論画像を画像変換する（ステップS703）。これにより、推論

画像変換部303は、変換後推論画像を得る。なお、ここで用いられる画像変換として、例えばニューラルネットワークを用いた非線形変換等が挙げられる。推論画像変換部303は、画像変換された変換後推論画像を画像伝送部40へ出力する（ステップS704）。

以上で、推論画像変換部303による図9のフローチャートの動作が終了する。

[0104] [画像処理部の動作]

以下、画像処理部60の動作について更に詳しく説明する。なお、以下に説明する画像処理部60の動作は、上述した図8のステップS606及びステップS607の動作に相当する。

図10は、本発明の第1の実施形態に係る画像処理部60の動作の一例を示すフローチャートである。

[0105] 画像処理部60は、画像処理パラメータ格納部20から画像処理パラメータを取得する（ステップS801）。また、画像処理部60は、画像補正部50から出力された補正画像を取得する（ステップS802）。画像処理部60は、取得した補正画像に対して、取得した画像処理パラメータに基づく画像処理を行う（ステップS803）。これにより、画像処理部60は、画像処理結果を得る。なお、ここでいう画像処理としては、例えば、ニューラルネットワークを用いた物体識別、物体検出、及び領域分割等の画像処理が挙げられる。画像処理部60は、画像処理結果を示す情報を、例えば外部の装置等へ出力する（ステップS804）。

以上で、画像処理部60による図10のフローチャートの動作が終了する。

[0106] <第2の実施形態>

学習部における学習処理にはいくつかの方式が考えられる。これらの方式を大きく分けると、学習画像処理部による処理（以下、「画像処理モデル」という。）を学習の対象に含めずに学習を行う方式と、画像処理モデルを学習の対象に含めて学習を行う方式の2通りが存在する。なお、上述した第1

の実施形態は、画像処理モデルを学習の対象に含めない前者の方式の一例である。

[0107] 一方、画像処理モデルを学習の対象に含める後者の方式では、前者の方式と比較して、学習すべきパラメータが増加する。そのため、学習に掛かる時間が長くなり、学習を収束させるために必要なデータ数が増大する。しかしながら、後者の方式には、画像処理モデルを変換画像に適合するように学習させることができるという利点がある。

以下、学習部が後者の方式によって学習処理を行う第2の実施形態について、図面を参照しながら説明する。

[0108] [画像処理装置の構成]

以下、画像処理装置1bの機能構成について説明する。

図11は、本発明の第2の実施形態に係る画像処理装置1bの機能構成を示すブロック図である。

[0109] 図11に示すように、第2の実施形態に係る画像処理装置1bの機能構成が、上述した第1の実施形態に係る画像処理装置1の機能構成と異なる点は、画像処理最適化部106と、画像処理パラメータ保存部108と、をさらに備える点である。画像処理最適化部106は、画像処理モデルのパラメータを最適化する。そして、最適化部107bは、画像処理最適化部106によって算出された伝播済み画像処理ロスと、画像平滑化ロスとを用いて、画像処理モデルのパラメータを最適化する。なお、以下の説明において、第1の実施形態と同様の機能を有する機能部に対しては同一の符号を付し、当該機能部についての説明を省略する。

[0110] [学習画像処理部の動作]

以下、学習処理モデルも含めて学習を行う学習画像処理部105の動作について説明する。

図12は、本発明の第2の実施形態に係る学習画像処理部105bの動作の一例を示すフローチャートである。

[0111] 学習画像処理部105bは、現在の学習の繰り返し回数（すなわち、それ

までに学習が繰り返された回数)を示す情報を取得する(ステップS901)。なお、現在の学習の繰り返し回数を示す情報は、例えば、学習部10bが備える記憶媒体等に記憶されているものとする。

[0112] 学習画像処理部105bは、学習開始時であるか否かを判定する。すなわち、学習画像処理部105bは、取得した情報に基づく学習回数が0であるか否かを判定する(ステップS902)。学習回数が0である場合(ステップS902・Yes)、学習画像処理部105bは、学習処理モデルのパラメータを初期化する(ステップS903)。

[0113] なお、学習画像処理部105bが、一般的に用いられるような、ガウス分布に基づくランダム値によってパラメータの初期化を行う構成であってもよいし、事前に行われた学習に基づく画像処理モデルのパラメータを用いてFine-tuningを行うことによってパラメータの初期化を行う構成であってもよい。

[0114] 一方、学習回数が0ではない(すなわち、1以上である)場合(ステップS902・No)、学習画像処理部105bは、画像処理パラメータ保存部108から、学習処理モデルのパラメータを取得する(ステップS904)。

[0115] 学習画像処理部105bは、学習画像記憶部101から、画像処理における正解データを示す正解ラベルを取得する(ステップS905)。なお、上述したように、正解データとは、画像内の被写体の識別を行う場合においては、例えば、各対象物が写っているかどうかを示すベクトル列等であり、画像の領域分割を行う場合においては、例えば、画像内の各ピクセルがどの領域に属するかを示す配列等である。

[0116] 学習画像処理部105bは、学習画像変換部102から出力された変換後学習画像(ここでは、変換後学習画像Y'とする。)を取得する(ステップS906)。学習画像処理部105bは、取得した変換後学習画像に対して、取得した学習処理モデルのパラメータに基づく画像処理を行う(ステップS907)。これにより、学習画像処理部105bは、画像処理結果(ここ

では、画像処理結果 x とする。)を得る。

[0117] 学習画像処理部105bは、取得した変換後学習画像 Y' に対して画像処理を行い、上記の画像処理結果 x と正解ラベル（ここでは、正解ラベル y とする。）との差分を最小化するような画像処理ロス（勾配）を算出する（ステップS908）。なお、画像処理ロスとしては、例えば、上記の（1）式で表される交差エントロピー $L_{cross_entropy}$ 等が一般に用いられる。但し、画像処理ロスは、（1）式のような交差エントロピーに限られるものではない。画像処理ロスを算出する関数が、所望の画像処理タスクにおいて適切な目的関数であるならば、例えば平均二乗誤差等であっても、同様の効果を奏する。

[0118] 学習画像処理部105bは、算出された画像処理ロスを、画像処理最適化部106へ出力する（ステップS909）。なお、この際、得られた画像処理ロスは、学習処理モデルの入力部までは伝播させない。

以上で、学習画像処理部105bによる図12のフローチャートの動作が終了する。

[0119] [画像処理最適化部の動作]

以下、画像処理最適化部106の動作について説明する。

図13は、本発明の第2の実施形態に係る画像処理最適化部106の動作の一例を示すフローチャートである。

[0120] 画像処理最適化部106は、学習画像処理部105bから出力された画像処理ロスを取得する（ステップS1001）。また、画像処理最適化部106は、画像処理パラメータ保存部108から画像処理モデルのパラメータを取得する（ステップS1002）。画像処理最適化部106は、取得した画像処理ロスを用いて、取得した画像処理モデルのパラメータを更新する（ステップS1003）。

[0121] なお、パラメータの更新には、例えば、SGD（確率的勾配降下法）、及び勾配降下法の最適化アルゴリズムの1つであるAdam等が用いられるのが一般的である。但し、これに限られるものではなく、ニュートン法等の他

の最適化アルゴリズムが用いられても構わない。なお、この際の勾配の計算方式には、例えば誤差逆伝播法等を用いることによりニューラルネットワークの階層ごとに勾配を伝播する方式が用いられる。

[0122] 画像処理最適化部106は、画像処理モデルのパラメータの更新の際に画像処理モデルの入力部まで伝播させた勾配を、伝播済み画像処理ロスとして最適化部107bへ出力する（ステップS1004）。

[0123] 画像処理最適化部106は、この繰り返しにおいて学習を終了したか否かを判定する（ステップS1005）。なお、学習の終了の判定は、予め決められた学習回数に達したか否かに基づいて行われてもよいし、又は、例えば損失関数の推移等に基づいて人手によって行われてもよい。

[0124] 学習が終了したと判定された場合（ステップS1005・Yes）、画像処理最適化部106は、更新された学習処理モデルのパラメータを、画像処理パラメータ格納部20bに格納する（ステップS1006）。一方、学習が終了していないと判定された場合（ステップS1005・No）、画像処理最適化部106は、更新された学習処理モデルのパラメータを、画像処理パラメータ保存部108に保存する（ステップS1007）。

以上で、画像処理最適化部106による図13のフローチャートの動作が終了する。

[0125] なお、後段の推論部30の処理以降の処理は、上述した第1の実施形態における処理と同様である。すなわち、画像処理装置1bは、推論画像変換部303によって画像変換を行い、画像伝送部40によって一般的な符号化方式に則った符号化処理及び復号処理を行い、画像補正部50において画像のコントラスト補正を行う。そして、画像処理装置1bは、画像処理部60によって画像処理パラメータ格納部20bから取得される画像処理モデルのパラメータに基づく画像処理を行い、画像処理結果を出力する。

[0126] <第3の実施形態>

学習部が備える最適化部における学習処理についても、いくつかの方式が考えられる。

例えば、上述したように、第1の実施形態は、目視精度ロスについての学習を、画像平滑化ロス及び画像処理ロスの事前学習として扱う方式について示したものである。

[0127] 一方、第3の実施形態は、目視精度ロス、画像平滑化ロス、及び画像処理ロスについて全て同時に学習を行う方式について示したものである。3つのロスについて全て同時に学習を行う後者の方式は、全てのロスを同時に学習することができるため、前者の方式と比較して、学習おける繰り返し回数をより削減することができるという利点がある。なお、以下に説明する第3の実施形態の方式は、目視精度ロスと画像処理ロスとが相反する場合（例えば、目視精度ロスが下がると画像処理ロスが上がってしまう場合）において適用されうる方式である。目視精度ロスと画像処理ロスとが相反する場合には、目視精度ロスと画像処理ロスとを同時に学習させることで、目視精度ロスと画像処理ロスとのトレードオフを取るような画像変換を実現することができる。

以下、最適化部が後者の方式によって学習処理を行う第3の実施形態について、図面を参照しながら説明する。

[0128] [画像処理装置の構成]

第3の実施形態に係る画像処理装置の全体構成図は、図1に示した第1の実施形態に係る画像処理装置1の全体構成図、又は図11に1に示した第2の実施形態に係る画像処理装置1の全体構成図と同一である。但し、最適化部の処理が、第1の実施形態及び第2の実施形態とは異なる。

[0129] [最適化部の動作]

以下、第3の実施形態に係る最適化部の動作について説明する。

図14は、本発明の第3の実施形態に係る最適化部の動作の一例を示すフローチャートである。図14に示すフローチャートは、図1に示した第1の実施形態に係る画像処理装置1の構成において、3つのロスを全て同時に最適化する場合における最適化部（以下、「最適化部107c」という。）の動作を示したものである。

[0130] 最適化部107cは、学習画像平滑化部104から出力された画像平滑化ロスを取得する（ステップS1101）。また、最適化部107cは、学習画像処理部105から出力された画像処理ロスを取得する（ステップS1102）。最適化部107cは、目視精度保持部103から出力された目視精度ロスを取得する（ステップS1103）。また、最適化部107cは、学習画像変換部102から出力されたモデルパラメータを取得する（ステップS1104）。

[0131] 最適化部107cは、目視精度ロスと、画像平滑化ロスと、画像処理ロスとを、結合荷重 λ_{visual} 、 $\lambda_{\text{cross_entropy}}$ 、 λ_{TV} で線形結合し、モデルパラメータを更新する（ステップS1105）。なお、結合荷重としては、例えば凡そ1:1:1程度で全てのロスを同等に評価するような比率が考えられる。但し、このような所定の比率に限られるものではなく、例えば、損失関数全体の推移を見ながら人手で調整を行うこと等によっても、同様の効果を奏する。

[0132] なお、モデルパラメータの更新には、上述したように、例えば、SGD（確率的勾配降下法）、及び勾配降下法の最適化アルゴリズムの1つであるAdam等が用いられるのが一般的である。但し、これに限られるものではなく、ニュートン法等の他の最適化アルゴリズムが用いられても構わない。

[0133] 最適化部107cは、この繰り返しにおいて学習を終了したか否かを判定する（ステップS1106）。なお、学習の終了の判定は、予め決められた学習回数に達したか否かに基づいて行われてもよいし、又は、例えば損失関数の推移等に基づいて人手によって行われてもよい。

[0134] 学習が終了したと判定された場合（ステップS1106・Yes）、最適化部107cは、学習終了後パラメータをパラメータ格納部301に格納する（ステップS51107）。一方、学習が終了していないと判定された場合（ステップS1106・No）、最適化部107cは、更新後モデルパラメータを学習画像変換部102へ出力する（ステップS51108）。

以上で、最適化部107cによる図14のフローチャートの動作が終了す

る。

[0135] 以上説明したように、上述した実施形態に係る画像処理装置 1（又は画像処理装置 1 b）は、入力画像（原画像）に基づく画像（復号画像）に対して画像処理を実行し、前記画像処理の結果を出力する画像処理部 60 を備え、前記入力画像は、原画像に対して画像変換がなされた変換後推論画像（変換後画像）に基づく画像であり、前記画像変換は、前記画像処理に用いられる特徴量及び前記画像処理の処理精度を保持しつつ、前記原画像のデータサイズをより小さくする画像変換である。

[0136] 上記のような構成を備えることにより、上述した実施形態に係る画像処理装置 1（又は画像処理装置 1 b）は、後段の符号化方式に依存することなく、物体識別・物体検出・領域分割等の画像処理に対して、画像処理精度を低下させずに画像を符号化した際の符号量を低減させることが可能となる。さらに、上述した実施形態に係る画像処理装置 1（又は画像処理装置 1 b）によれば、人間が目視検査を行った際の検査精度である目視精度も保持することができる。これにより、画像処理装置 1（又は画像処理装置 1 b）は、低符号量での画像伝送が可能になる。更に副次的な効果として、画像処理システムを活用した目視検査工程の自動化の産業的な応用が図られる。

[0137] なお、上述した実施形態において、上記のような形態で実施されるプログラムは、単一の装置に依存するものではなく、プログラムをコンピュータ読み取り可能な記録媒体に記録して、この記録媒体に記録されたプログラムをコンピュータシステムに読み込ませて実行するものであってもよい。なお、ここでいう「コンピュータシステム」とは、OS や周辺機器等のハードウェアを含むものとする。また、「コンピュータシステム」は、ホームページ提供環境（あるいは表示環境）を備えた WWW システムも含むものとする。また、「コンピュータ読み取り可能な記録媒体」とは、フレキシブルディスク、光磁気ディスク、ROM、CD-ROM 等の可搬媒体、コンピュータシステムに内蔵されるハードディスク等の記憶装置のことをいう。さらに、「コンピュータ読み取り可能な記録媒体」とは、インターネット等のネットワー

クや電話回線等の通信回線を介してプログラムが送信された場合のサーバやクライアントとなるコンピュータシステム内部の揮発性メモリ（RAM）のように、一定時間プログラムを保持しているものも含むものとする。

[0138] また、上記プログラムは、このプログラムを記憶装置等に格納したコンピュータシステムから、伝送媒体を介して、あるいは、伝送媒体中の伝送波により他のコンピュータシステムに伝送されてもよい。ここで、プログラムを伝送する「伝送媒体」は、インターネット等のネットワーク（通信網）や電話回線等の通信回線（通信線）のように情報を伝送する機能を有する媒体のことをいう。また、上記プログラムは、前述した機能の一部を実現するためのものであってもよい。さらに、前述した機能をコンピュータシステムにすでに記録されているプログラムとの組み合わせで実現できるもの、いわゆる差分ファイル（差分プログラム）であってもよい。

[0139] 以上、本発明の実施の形態を説明してきたが、上記実施の形態は本発明の例示に過ぎず、本発明が上記実施の形態に限定されるものではないことは明らかである。したがって、本発明の技術思想及び範囲を逸脱しない範囲で構成要素の追加、省略、置換、その他の変更を行っても良い。

符号の説明

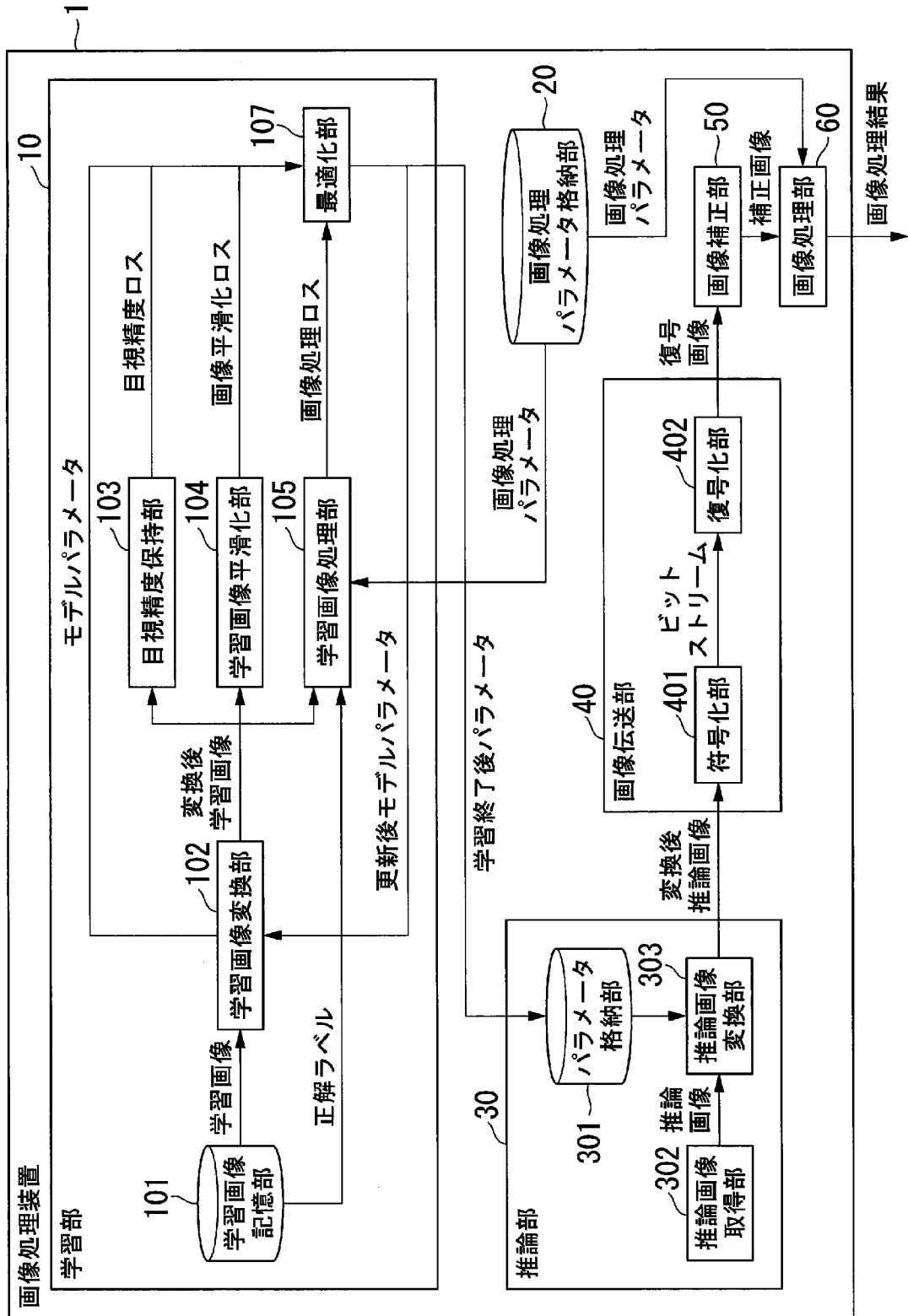
[0140] 1…画像処理装置、1b…画像処理装置、10…学習部、10b…学習部、20…画像処理パラメータ格納部、20b…画像処理パラメータ格納部、30…推論部、40…画像伝送部、50…画像補正部、60…画像処理部、101…学習画像記憶部、102…学習画像変換部、103…目視精度保持部、104…学習画像平滑化部、105…学習画像処理部、105b…学習画像処理部、106…画像処理最適化部、107…最適化部、107b…最適化部、108…画像処理パラメータ保存部、195…学習画像処理部、301…パラメータ格納部、302…推論画像取得部、303…推論画像変換部、401…符号化部、402…復号部

請求の範囲

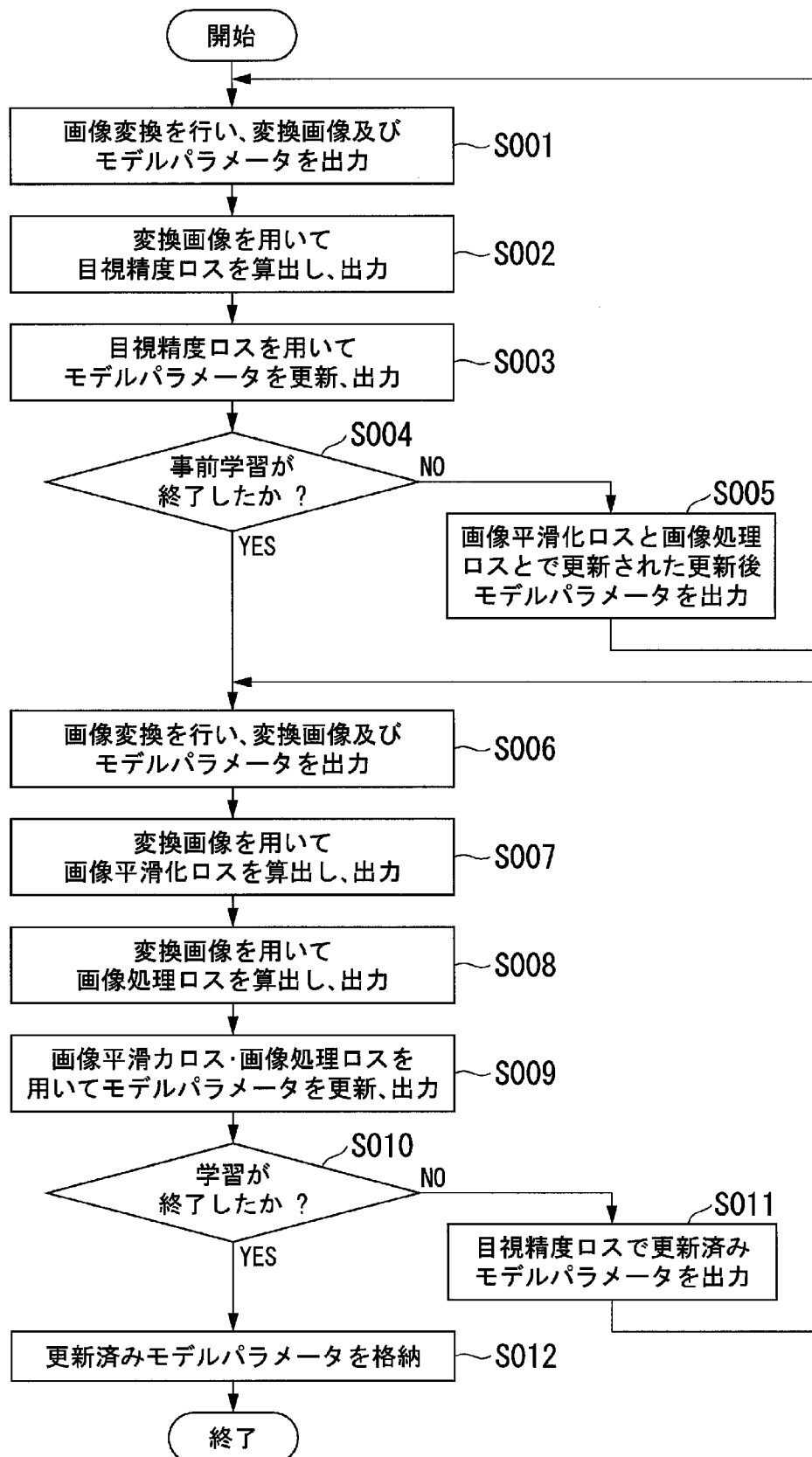
- [請求項1] 入力画像に基づく画像に対して画像処理を実行し、前記画像処理の結果を出力する画像処理部
- を備え、
- 前記入力画像は、原画像に対して画像変換がなされた変換後画像であり、
- 前記画像変換は、前記画像処理に用いられる特徴量を保持し、前記画像処理の処理精度を保持しつつ、前記原画像のデータサイズをより小さくする画像変換である
- 画像処理装置。
- [請求項2] 前記画像変換は、さらに、前記原画像と前記変換後画像との間における目視精度が保持されるようにする画像変換である
- 請求項1に記載の画像処理装置。
- [請求項3] 前記入力画像に基づく画像のコントラストを所定の補正係数を用いて補正することにより補正画像を得る画像補正部
- をさらに備え、
- 前記画像処理部は、
- 前記補正画像に対して前記画像処理を実行する
- 請求項1又は請求項2に記載の画像処理装置。
- [請求項4] 学習用の画像を示す学習画像と、前記学習画像に対する画像変換の結果を示す情報とを用いて機械学習を行うことにより、原画像に対して所定の条件を満たすように画像変換がなされた変換後画像を得るための学習結果を取得する学習部
- を備え、
- 前記所定の条件は、画像処理に用いられる特徴量を保持し、前記画像処理の処理精度を保持しつつ、前記原画像のデータサイズをより小さくするという条件を含む
- 学習装置。

- [請求項5] 前記所定の条件は、さらに、前記原画像と前記変換後画像との間における目視精度が保持されるという条件を含む
請求項4に記載の学習装置。
- [請求項6] 入力画像に基づく画像に対して画像処理を実行し、前記画像処理の結果を出力する画像処理ステップ
を有し、
前記入力画像は、原画像に対して画像変換がなされた変換後画像であり、
前記画像変換は、前記画像処理に用いられる特徴及び前記画像処理の処理精度を保持しつつ、前記原画像のデータサイズをより小さくする画像変換である
画像処理方法。
- [請求項7] 学習用の画像を示す学習画像と、前記学習画像に対する画像変換の結果を示す情報とを用いて機械学習を行うことにより、原画像に対して所定の条件を満たすように画像変換がなされた変換後画像を得るための学習結果を取得する学習ステップ
を有し、
前記所定の条件は、画像処理に用いられる特徴量を保持し、前記画像処理の処理精度を保持しつつ、前記原画像のデータサイズをより小さくするという条件を含む
学習方法。
- [請求項8] 請求項1から請求項3のうちいずれか一項の画像処理装置としてコンピュータを機能させるためのプログラム。

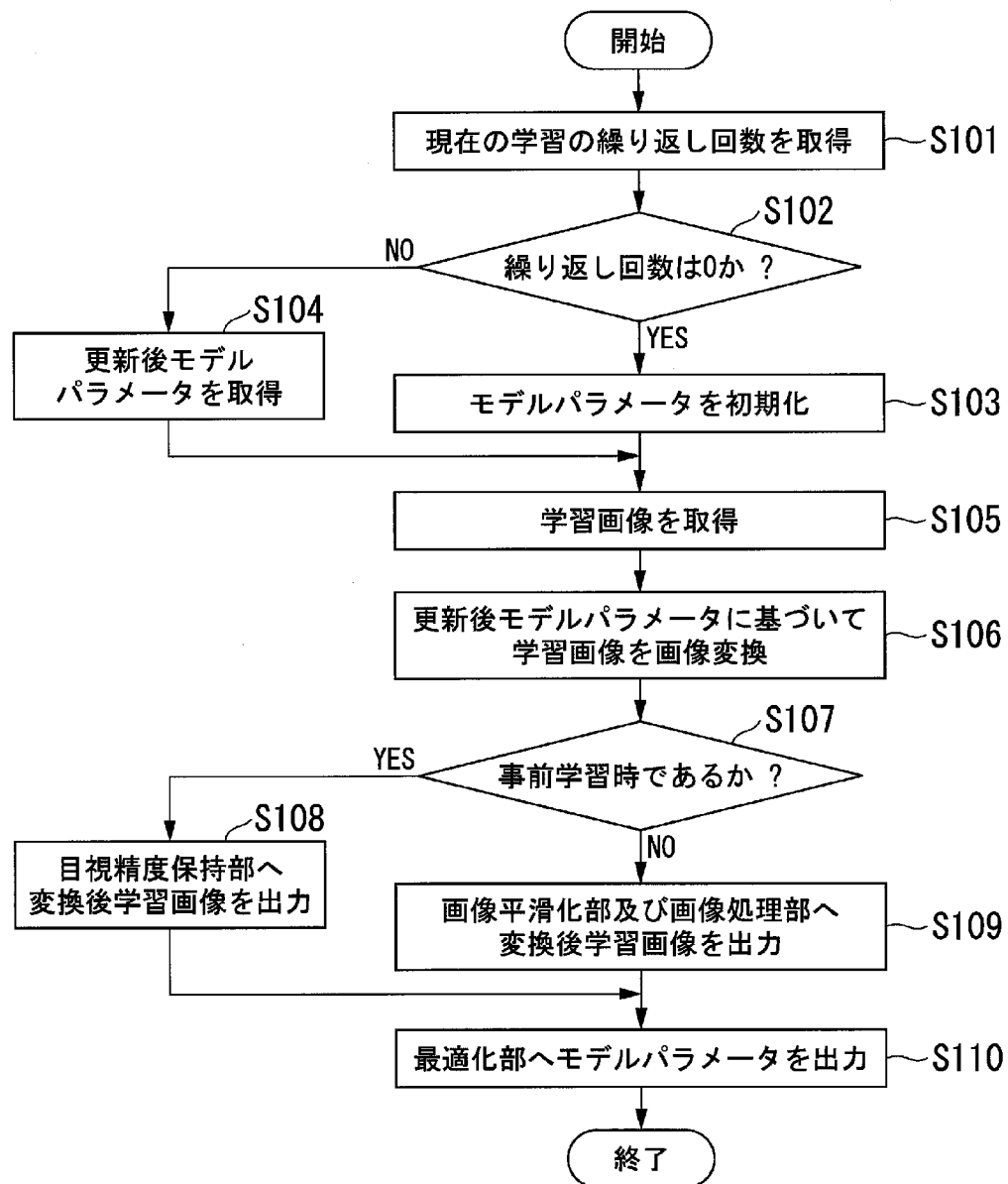
[図1]



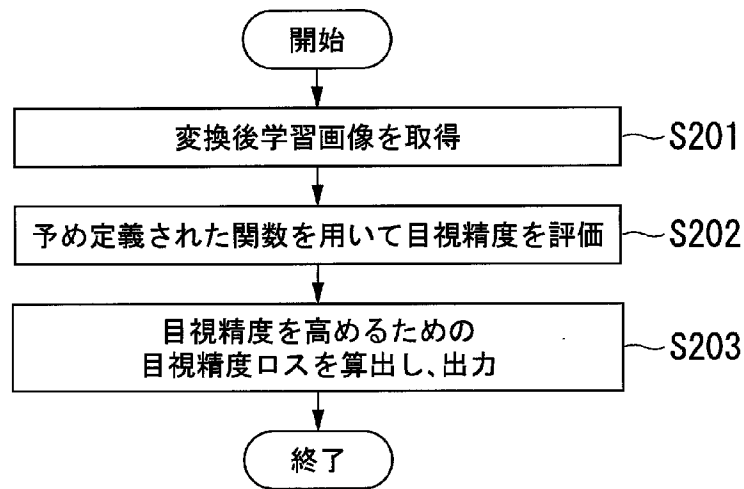
[図2]



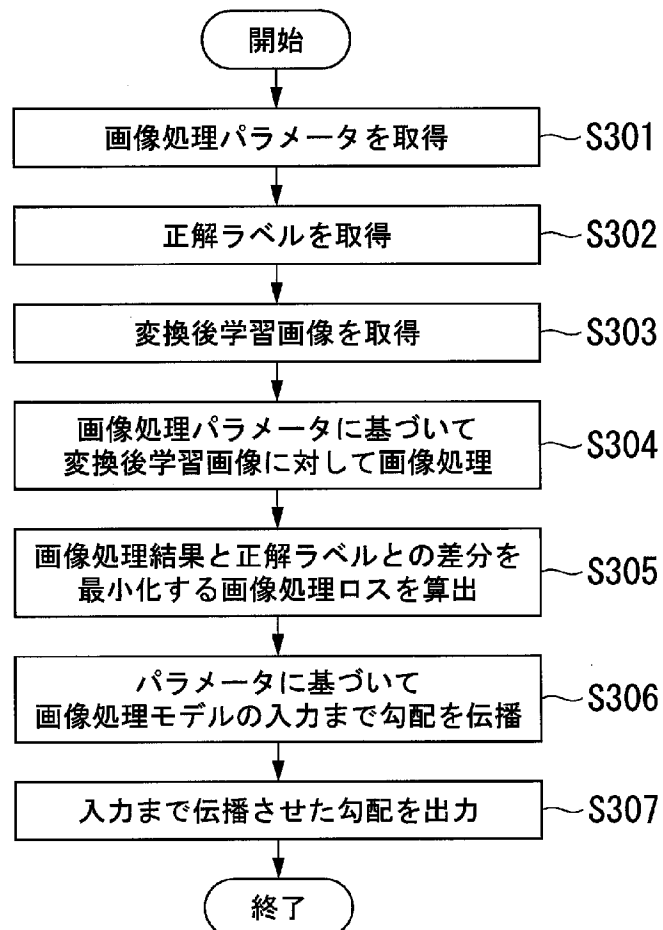
[図3]



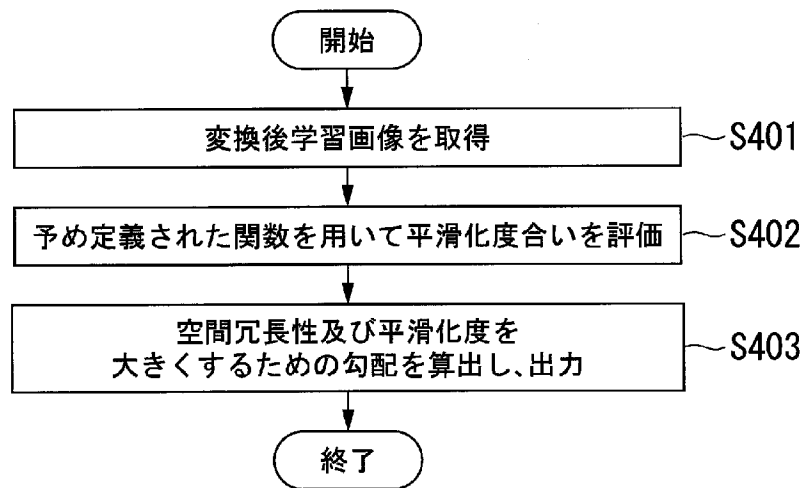
[図4]



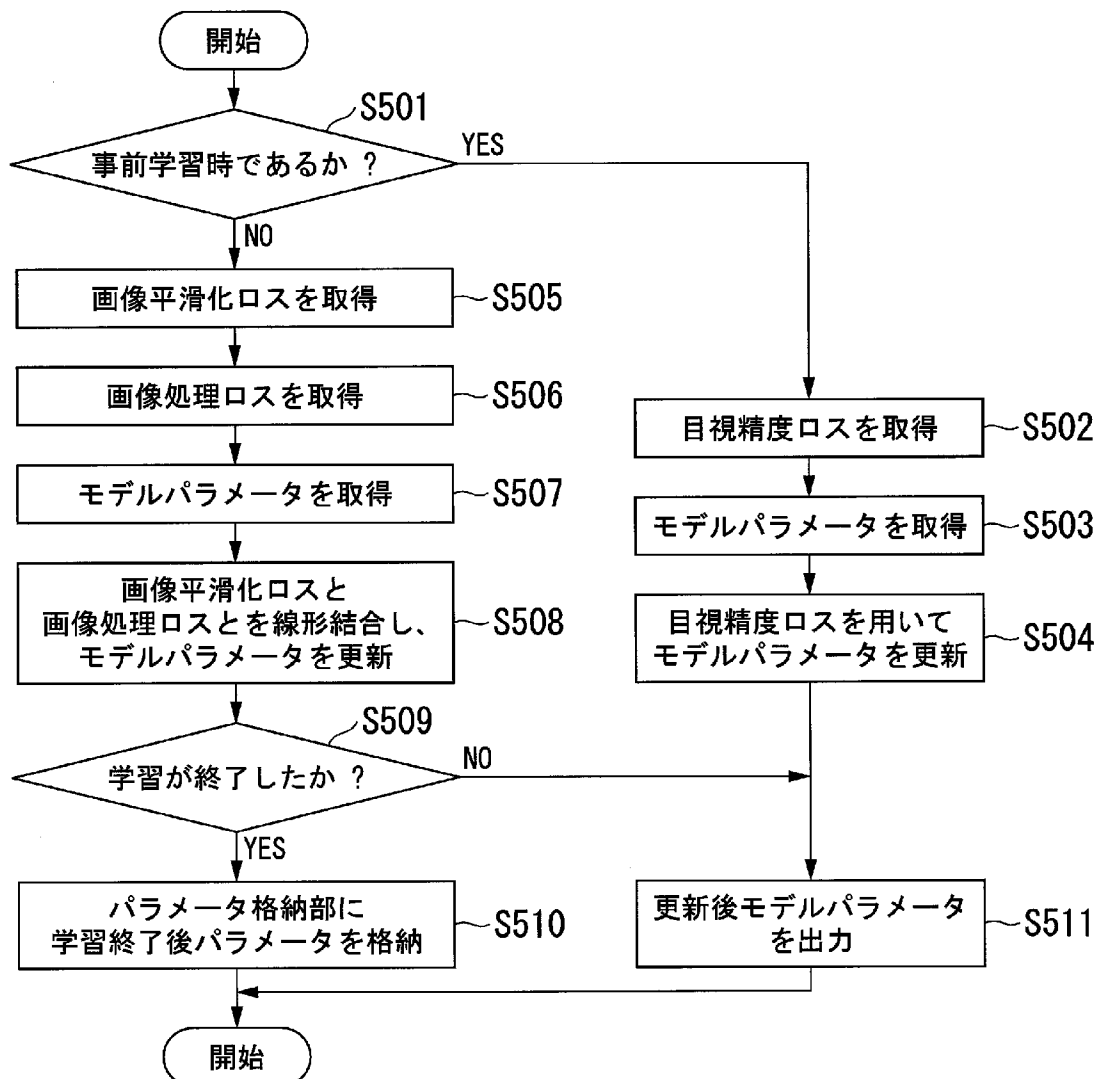
[図5]



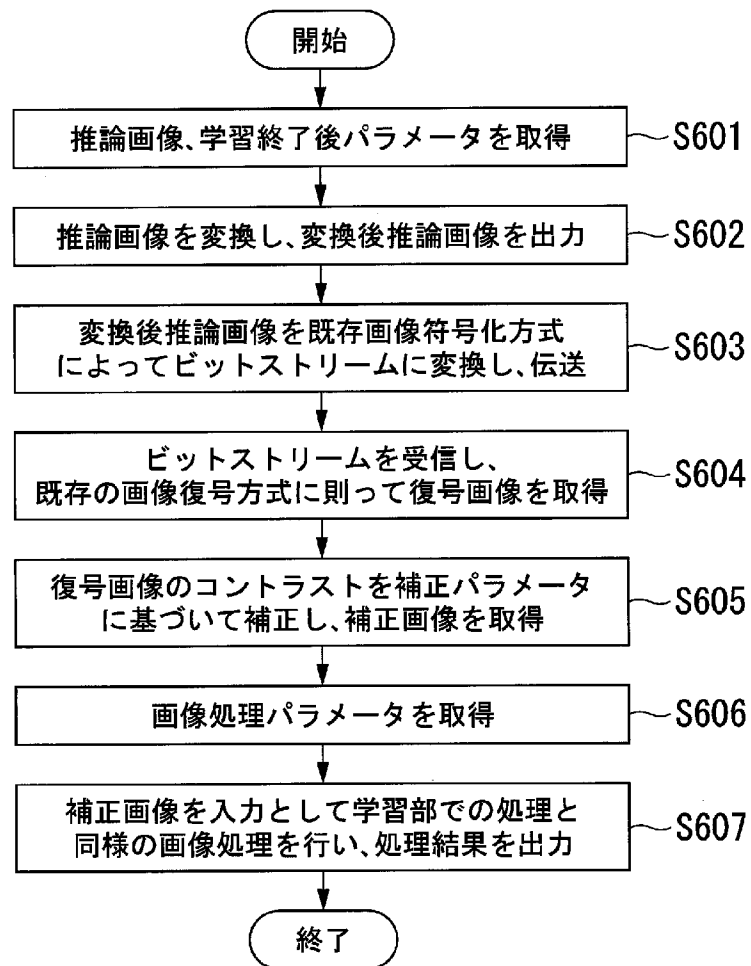
[図6]



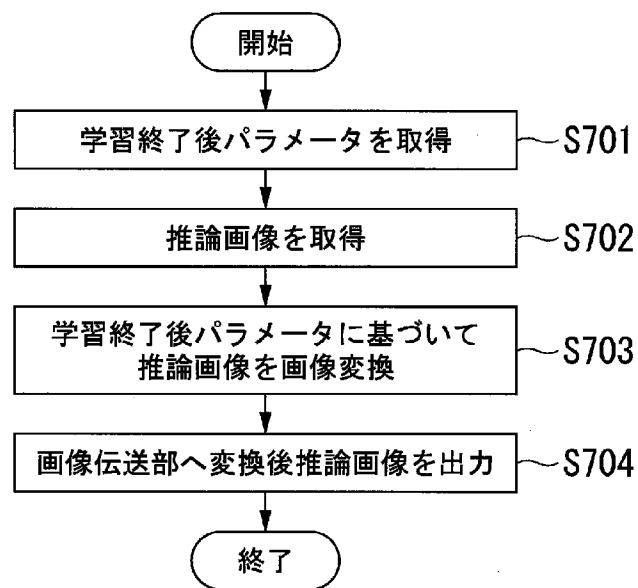
[図7]



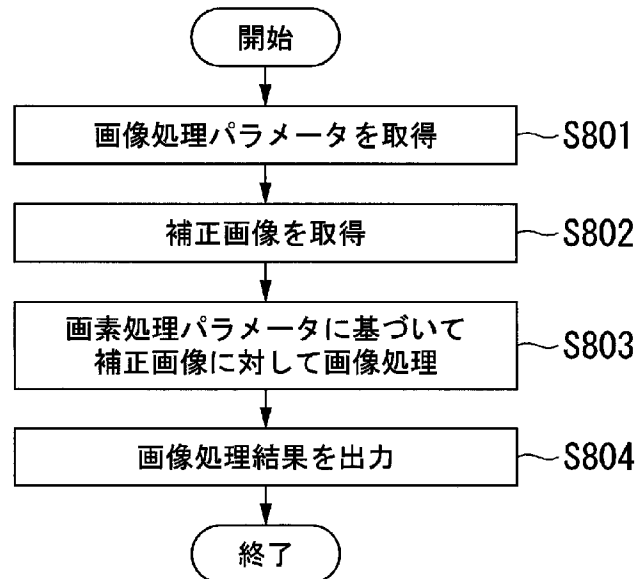
[図8]



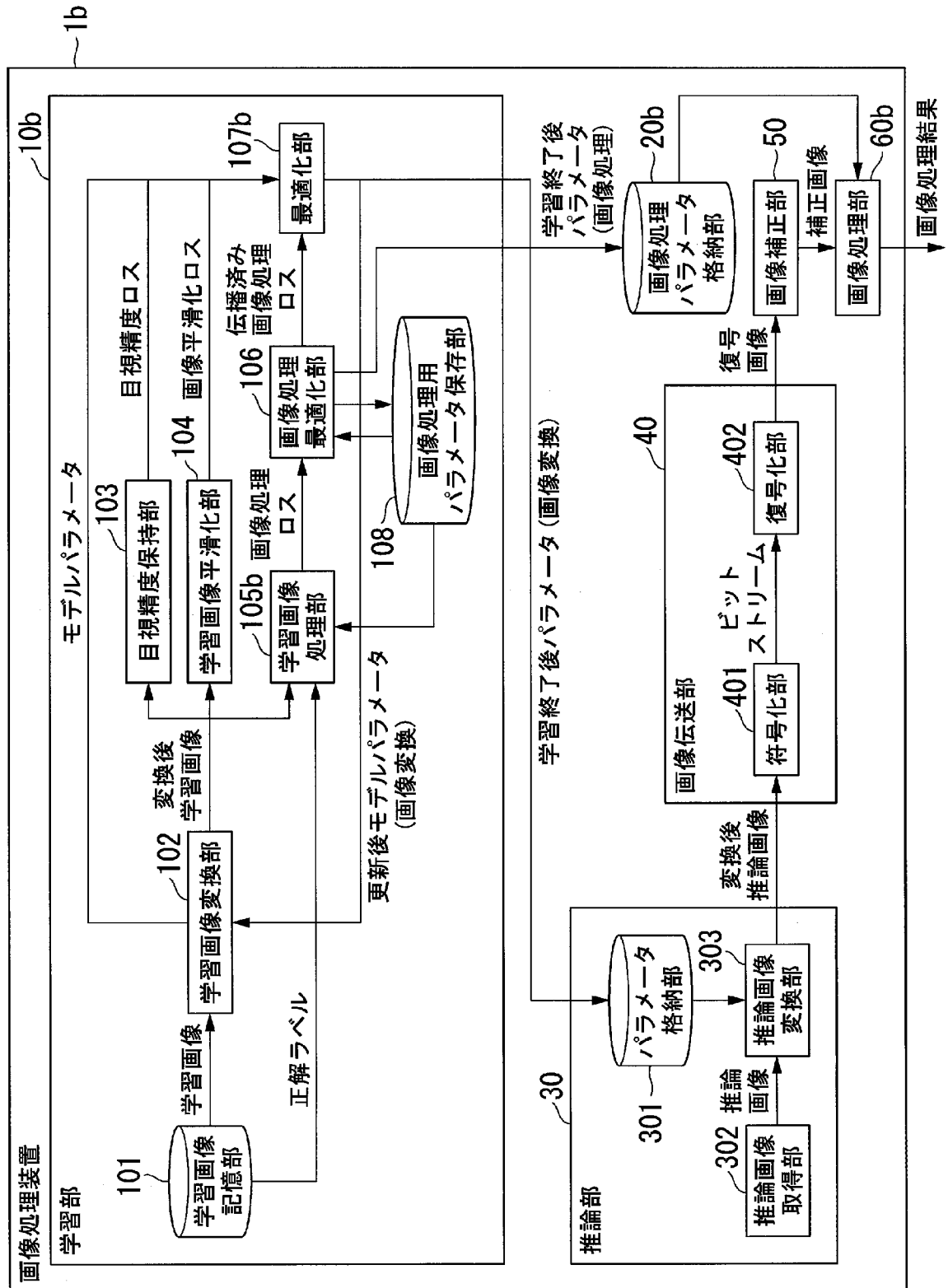
[図9]



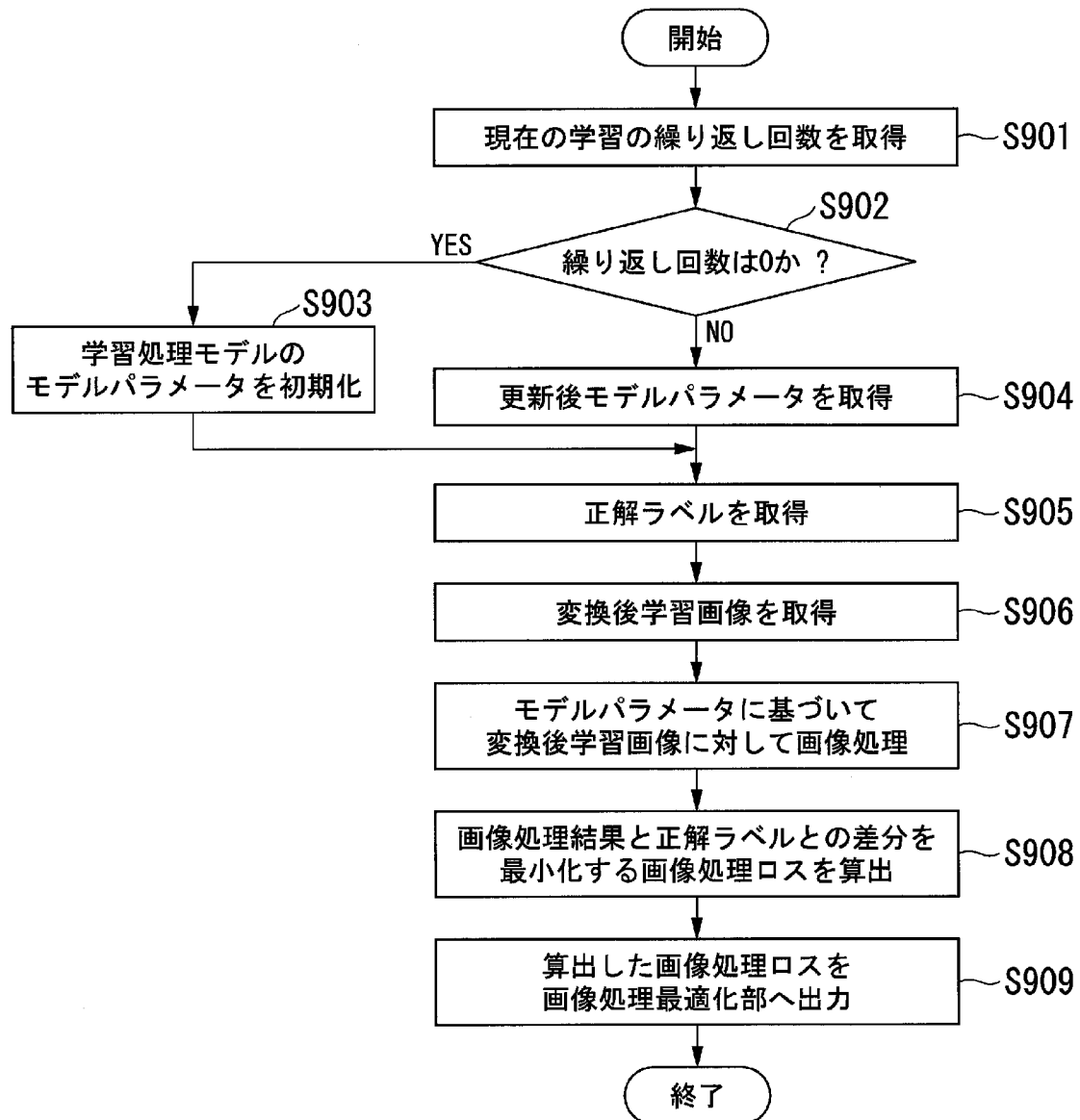
[図10]



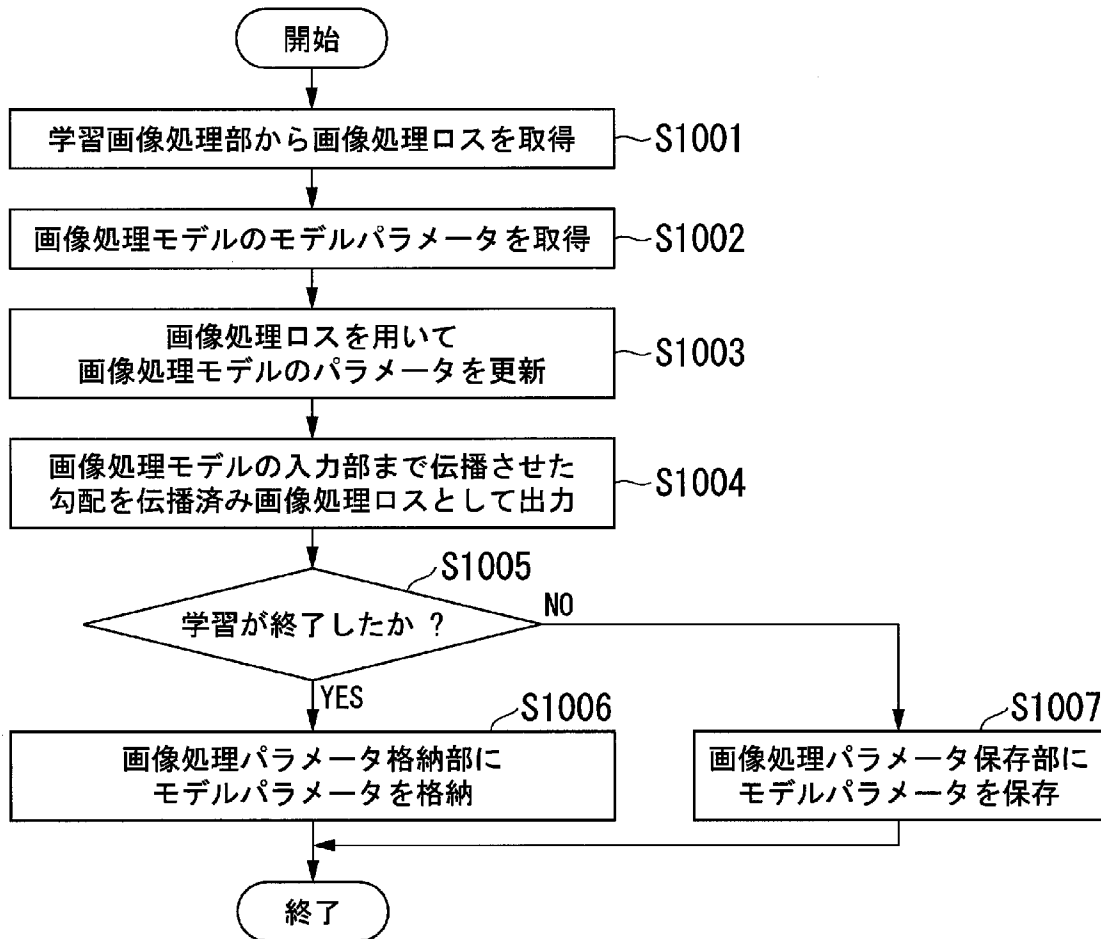
[図11]



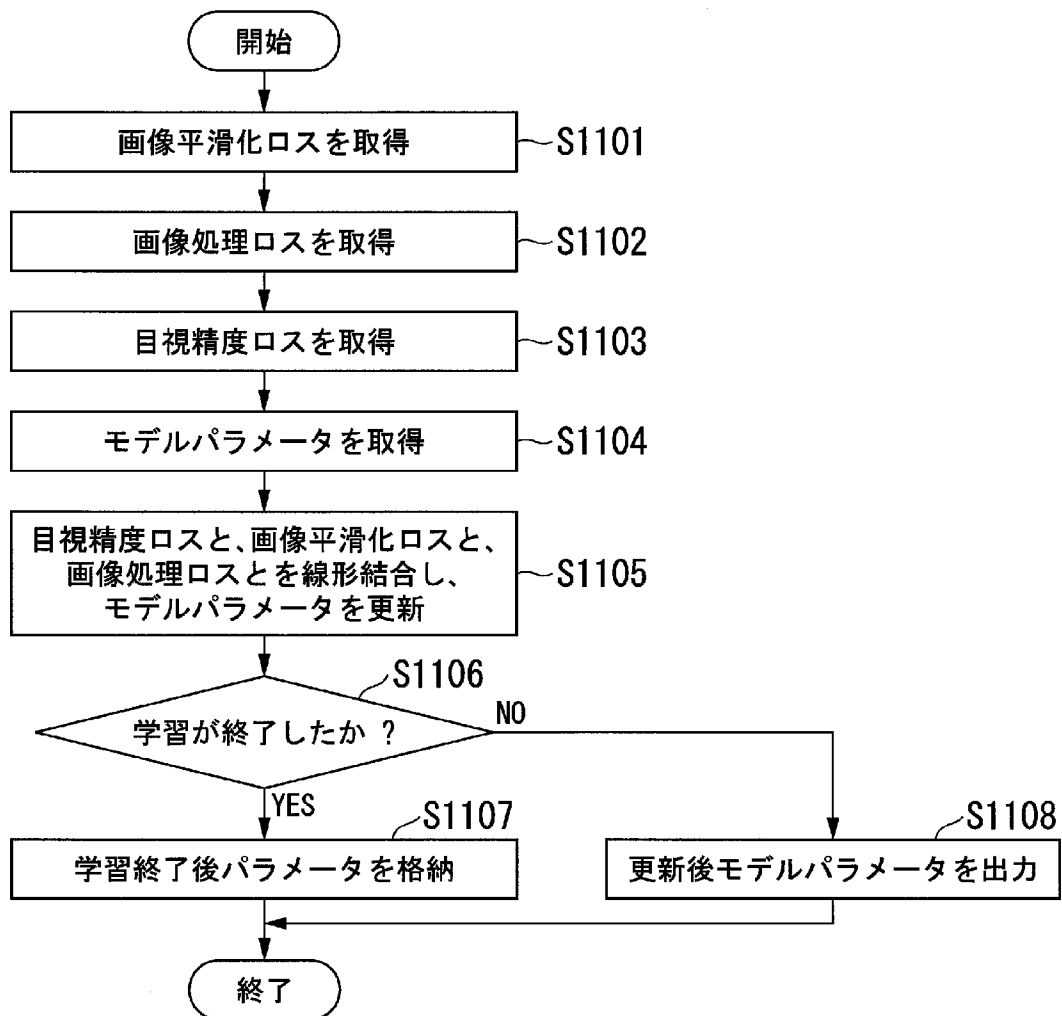
[図12]



[図13]



[図14]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2019/047240

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

H04N 19/117(2014.01)i; H04N 19/136(2014.01)i; H04N 19/172(2014.01)i; H04N 19/80(2014.01)i; H04N 19/85(2014.01)i; G06T 7/00(2017.01)i; H04N 1/41(2006.01)i

FI: H04N19/85; H04N19/117; H04N19/172; H04N19/80; H04N19/136; H04N1/41; G06T7/00 350B

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)

H04N19/117; H04N19/136; H04N19/172; H04N19/80; H04N19/85; G06T7/00; H04N1/41

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	1971-2020
Registered utility model specifications of Japan	1996-2020
Published registered utility model applications of Japan	1994-2020

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

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	JP 2018-128265 A (RICOH CO., LTD.) 16.08.2018 (2018-08-16) paragraphs [0014], [0052]-[0123], fig. 8-14	1, 2, 4-8
Y	paragraphs [0014], [0052]-[0123], fig. 8-14	3
Y	JP 2017-130089 A (NEC CORP.) 27.07.2017 (2017-07-27) paragraphs [0030], [0041], [0042]	3
A	JP 2016-076766 A (SONY CORP.) 12.05.2016 (2016-05-12) paragraph [0004]	1-8
A	JP 2000-197050 A (CANON INC.) 14.07.2000 (2000-07-14) paragraphs [0003], [0047]-[0055]	1-8



Further documents are listed in the continuation of Box C.



See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

"E" earlier application or patent but published on or after the international filing date

"L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

"O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

"P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

"T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

"X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

"Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

"&" document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search
20 February 2020 (20.02.2020)

Date of mailing of the international search report
03 March 2020 (03.03.2020)

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/JP2019/047240

Patent Documents referred in the Report	Publication Date	Patent Family	Publication Date
JP 2018-128265 A	16 Aug. 2018	(Family: none)	
JP 2017-130089 A	27 Jul. 2017	(Family: none)	
JP 2016-076766 A	12 May 2016	US 2019/0222847 A1 paragraph [0005] EP 3203736 A1 CN 106797463 A	
JP 2000-197050 A	14 Jul. 2000	US 2004/0120399 A1 paragraphs [0003], [0070]-[0078]	

A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（IPC）） H04N 19/117(2014.01)i; H04N 19/136(2014.01)i; H04N 19/172(2014.01)i; H04N 19/80(2014.01)i; H04N 19/85(2014.01)i; G06T 7/00(2017.01)i; H04N 1/41(2006.01)i FI: H04N19/85; H04N19/117; H04N19/172; H04N19/80; H04N19/136; H04N1/41; G06T7/00 350B																				
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）） H04N19/117; H04N19/136; H04N19/172; H04N19/80; H04N19/85; G06T7/00; H04N1/41 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>1971-2020年</td> </tr> <tr> <td>日本国実用新案登録公報</td> <td>1996-2020年</td> </tr> <tr> <td>日本国登録実用新案公報</td> <td>1994-2020年</td> </tr> </table> 国際調査で使用した電子データベース（データベースの名称、調査に使用した用語）			日本国実用新案公報	1922-1996年	日本国公開実用新案公報	1971-2020年	日本国実用新案登録公報	1996-2020年	日本国登録実用新案公報	1994-2020年										
日本国実用新案公報	1922-1996年																			
日本国公開実用新案公報	1971-2020年																			
日本国実用新案登録公報	1996-2020年																			
日本国登録実用新案公報	1994-2020年																			
C. 関連すると認められる文献 <table border="1"> <thead> <tr> <th>引用文献の カテゴリー*</th> <th>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</th> <th>関連する 請求項の番号</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>X</td> <td>JP 2018-128265 A（株式会社リコー） 16.08.2018（2018-08-16） 段落 [0014] [0052] - [0123], [図8] - [図14]</td> <td>1, 2, 4-8</td> </tr> <tr> <td>Y</td> <td>段落 [0014] [0052] - [0123], [図8] - [図14]</td> <td>3</td> </tr> <tr> <td>Y</td> <td>JP 2017-130089 A（日本電気株式会社） 27.07.2017（2017-07-27） 段落 [0030] [0041] [0042]</td> <td>3</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>JP 2016-076766 A（ソニー株式会社） 12.05.2016（2016-05-12） 段落 [0004]</td> <td>1-8</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>JP 2000-197050 A（キヤノン株式会社） 14.07.2000（2000-07-14） 段落 [0003] [0047] - [0055]</td> <td>1-8</td> </tr> </tbody> </table>			引用文献の カテゴリー*	引用文献名 及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示	関連する 請求項の番号	X	JP 2018-128265 A（株式会社リコー） 16.08.2018（2018-08-16） 段落 [0014] [0052] - [0123], [図8] - [図14]	1, 2, 4-8	Y	段落 [0014] [0052] - [0123], [図8] - [図14]	3	Y	JP 2017-130089 A（日本電気株式会社） 27.07.2017（2017-07-27） 段落 [0030] [0041] [0042]	3	A	JP 2016-076766 A（ソニー株式会社） 12.05.2016（2016-05-12） 段落 [0004]	1-8	A	JP 2000-197050 A（キヤノン株式会社） 14.07.2000（2000-07-14） 段落 [0003] [0047] - [0055]	1-8
引用文献の カテゴリー*	引用文献名 及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示	関連する 請求項の番号																		
X	JP 2018-128265 A（株式会社リコー） 16.08.2018（2018-08-16） 段落 [0014] [0052] - [0123], [図8] - [図14]	1, 2, 4-8																		
Y	段落 [0014] [0052] - [0123], [図8] - [図14]	3																		
Y	JP 2017-130089 A（日本電気株式会社） 27.07.2017（2017-07-27） 段落 [0030] [0041] [0042]	3																		
A	JP 2016-076766 A（ソニー株式会社） 12.05.2016（2016-05-12） 段落 [0004]	1-8																		
A	JP 2000-197050 A（キヤノン株式会社） 14.07.2000（2000-07-14） 段落 [0003] [0047] - [0055]	1-8																		
☐ C欄の続きにも文献が列挙されている。 ☒ パテントファミリーに関する別紙を参照。																				
* 引用文献のカテゴリー “A” 特に関連のある文献ではなく、一般的な技術水準を示すもの “E” 国際出願日前の出願または特許であるが、国際出願日以後に公表されたもの “L” 優先権主張に疑義を提起する文献又は他の文献の発行日若しくは他の特別な理由を確立するために引用する文献（理由を付す） “O” 口頭による開示、使用、展示等に言及する文献 “P” 国際出願日前で、かつ優先権の主張の基礎となる出願の日の後に公表された文献 “T” 国際出願日又は優先日後に公表された文献であって出願と抵触するものではなく、発明の原理又は理論の理解のために引用するもの “X” 特に関連のある文献であって、当該文献のみで発明の新規性又は進歩性がないと考えられるもの “Y” 特に関連のある文献であって、当該文献と他の1以上の文献との、当業者にとって自明である組合せによって進歩性がないと考えられるもの “&” 同一パテントファミリー文献																				
国際調査を完了した日 20.02.2020		国際調査報告の発送日 03.03.2020																		
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） 片岡 利延 5C 4881 電話番号 03-3581-1101 内線 3541																		

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/JP2019/047240

引用文献			公表日	パテントファミリー文献	公表日
JP	2018-128265	A	16.08.2018	(ファミリーなし)	
JP	2017-130089	A	27.07.2017	(ファミリーなし)	
JP	2016-076766	A	12.05.2016	US 2019/0222847	A1
				[0005]	
				EP 3203736	A1
				CN 106797463	A
JP	2000-197050	A	14.07.2000	US 2004/0120399	A1
				[0003][0070]-[0078]	