

(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  
2025年2月27日(27.02.2025)

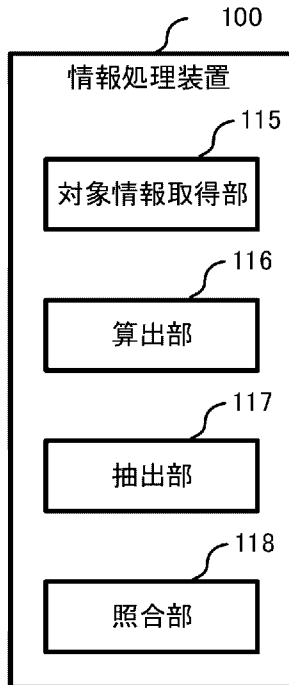


(10) 国際公開番号  
**WO 2025/041253 A1**

- (51) 国際特許分類:  
*G06V 40/18* (2022.01)
- (21) 国際出願番号: PCT/JP2023/030113
- (22) 国際出願日: 2023年8月22日(22.08.2023)
- (25) 国際出願の言語: 日本語
- (26) 国際公開の言語: 日本語
- (71) 出願人: 日本電気株式会社 (NEC CORPORATION) [JP/JP]; 〒1088001 東京都港区芝五丁目7番1号 Tokyo (JP).
- (72) 発明者: 庄司 悠歩 (SHOJI Yuhō); 〒1088001 東京都港区芝五丁目7番1号 日本電気株式会社内 Tokyo (JP). 戸泉 貴裕 (TOIZUMI Takahiro); 〒1088001 東京都港区芝五丁目7番1号 日本電気株式会社内 Tokyo (JP).
- (74) 代理人: 速水 進治 (HAYAMI Shinji); 〒1410031 東京都品川区西五反田7丁目9番2号 KDX五反田ビル9階 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, CV, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IQ, IR, IS, IT, JM, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, MG, MK, MN, MU, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL,

(54) Title: INFORMATION PROCESSING DEVICE, INFORMATION PROCESSING SYSTEM, INFORMATION PROCESSING METHOD, AND RECORDING MEDIUM

(54) 発明の名称: 情報処理装置、情報処理システム、情報処理方法及び記録媒体



- 100 Information processing device  
115 Information-of-interest acquisition unit  
116 Calculation unit  
117 Extraction unit  
118 Comparison unit

(57) Abstract: The present invention provides an information processing device comprising an information-of-interest acquisition unit, a calculation unit, an extraction unit, and a comparison unit. The information-of-interest acquisition unit acquires information of interest pertaining to a region of interest in an input image. The calculation unit uses the information of interest as a basis for calculating a correction parameter for correcting a parameter included in a feature extraction



WO 2025/041253 A1

PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK,  
SL, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA,  
UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW.

- (84) 指定国(表示のない限り、全ての種類の広域保護が可能): ARIPO (BW, CV, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SC, 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, ME, 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 :

- 国際調査報告 (条約第21条(3))

---

model that extracts a feature of the region of interest. The extraction unit extracts a feature of the region of interest using the feature extraction model that has been corrected by the correction parameter. The comparison unit outputs a result of comparing the feature of the region of interest against registered information that has been registered in advance.

(57) 要約 : 情報処理装置は、対象情報取得部、算出部、抽出部及び照合部を備える。対象情報取得部は、入力画像における対象領域に関する対象情報を取得する。算出部は、対象情報に基づいて、対象領域の特徴量を抽出する特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを補正するための補正パラメータを算出する。抽出部は、補正パラメータで補正された特徴量抽出モデルを用いて、対象領域の特徴量を抽出する。照合部は、対象領域の特徴量と、予め登録された登録情報とを照合した結果を出力する。

## 明 細 書

発明の名称：

情報処理装置、情報処理システム、情報処理方法及び記録媒体

### 技術分野

[0001] 本開示は、情報処理装置、情報処理システム、情報処理方法及び記録媒体に関する。

### 背景技術

[0002] 例えば特許文献1は、ディープニューラルネットワークにおける正規化技術を開示する。

[0003] 特許文献1に記載されたディープニューラルネットワークの正規化方法では、入力データセットがディープニューラルネットワークに入力される。当該正規化方法は、ディープニューラルネットワークにおけるネットワーク層が出力した特徴マップセットを少なくとも一つの次元で正規化し、少なくとも一つの次元の分散および少なくとも一つの次元の平均値を得ることを含む。

[0004] 特徴マップセットは、少なくとも一つの特徴マップを含み、少なくとも一つのチャンネルに対応し、各チャンネルはそれぞれ少なくとも一つの特徴マップに対応する。正規化後の目標特徴マップセットは、少なくとも一つの次元の分散および少なくとも一つの次元の平均値に基づいて特定される。

[0005] 特許文献1の記載によれば、少なくとも一つの次元に沿って正規化することで、正規化動作による各次元の統計情報を包含し、バッチサイズに過度に依存しないと共に各次元の統計に対する高いロバスト性を有することが保証される。

### 先行技術文献

#### 特許文献

[0006] 特許文献1：特表2020-537204号公報

### 発明の概要

## 発明が解決しようとする課題

[0007] 本開示は、上述した先行技術文献に記載の技術を改良することを目的とする。

## 課題を解決するための手段

[0008] 本開示における情報処理装置は、  
入力画像における対象領域に関する対象情報を取得する対象情報取得手段と、

前記対象情報に基づいて、前記対象領域の特徴量を抽出する特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを補正するための補正パラメータを算出する算出手段と、

前記補正パラメータで補正された前記特徴量抽出モデルを用いて、前記対象領域の特徴量を抽出する抽出手段と、

前記対象領域の特徴量と、予め登録された登録情報とを照合した結果を出力する照合手段と、を備える。

[0009] 本開示における情報処理システムは、  
入力画像における対象領域に関する対象情報を取得する対象情報取得手段と、

前記対象情報に基づいて、前記対象領域の特徴量を抽出する特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを補正するための補正パラメータを算出する算出手段と、

前記補正パラメータで補正された前記特徴量抽出モデルを用いて、前記対象領域の特徴量を抽出する抽出手段と、

前記対象領域の特徴量と、予め登録された登録情報とを照合した結果を出力する照合手段と、を備える。

[0010] 本開示における情報処理方法は、  
1つ以上のコンピュータが、  
入力画像における対象領域に関する対象情報を取得し、  
前記対象情報に基づいて、前記対象領域の特徴量を抽出する特徴量抽出モ

デルに含まれるパラメータを補正するための補正パラメータを算出し、

前記補正パラメータで補正された前記特徴量抽出モデルを用いて、前記対象領域の特徴量を抽出し、

前記対象領域の特徴量と、予め登録された登録情報とを照合した結果を出力する。

[0011] 本開示における記録媒体は、

1つ以上のコンピュータに、

入力画像における対象領域に関する対象情報を取得し、

前記対象情報に基づいて、前記対象領域の特徴量を抽出する特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを補正するための補正パラメータを算出し、

前記補正パラメータで補正された前記特徴量抽出モデルを用いて、前記対象領域の特徴量を抽出し、

前記対象領域の特徴量と、予め登録された登録情報とを照合した結果を出力することを実行させるためのプログラムが記録されている。

### 図面の簡単な説明

[0012] [図1]本開示に係る第1の情報処理装置の構成を示すブロック図である。

[図2]本開示に係る第1の情報処理システムの構成を示すブロック図である。

[図3]本開示に係る第1の情報処理装置の処理動作を示すフローチャートである。

[図4]本開示に係る入力画像としての両眼画像の一例を示す図である。

[図5]本開示に係る対象領域としての虹彩領域の一例を示す図である。

[図6]本開示に係る第1の情報処理装置の物理的な構成例を示す図である。

[図7]本開示に係る第2の情報処理システム及び第2の情報処理装置の構成を示すブロック図である。

[図8]本開示に係る、所定形状に変換された対象領域である矩形の虹彩領域の一例を示す図である。

[図9]本開示に係る第2の情報処理装置の処理動作を示すフローチャートである。

[図10]本開示に係る第3の情報処理システム及び第3の情報処理装置の構成を示すブロック図である。

[図11]本開示に係る第3の情報処理装置の処理動作を示すフローチャートである。

[図12]本開示に係る第4の情報処理システム及び第4の情報処理装置の構成を示すブロック図である。

[図13]本開示に係る第4の算出部の構成例を示すブロック図である。

[図14]本開示に係る第4の情報処理装置の処理動作を示すフローチャートである。

[図15]本開示に係る第4の情報処理装置の処理動作に含まれる補正パラメータ算出処理の例を示すフローチャートである。

[図16]本開示に係る第5の情報処理システム及び第5の情報処理装置の構成を示すブロック図である。

[図17]本開示に係る第5の算出部の構成例を示すブロック図である。

[図18]本開示に係る第6の情報処理システム及び第6の情報処理装置の構成を示すブロック図である。

[図19]本開示に係る第6の情報処理装置が備える学習部の構成を示すブロック図である。

[図20]本開示に係る第6の情報処理装置が実行する学習処理の一例を示すフローチャートである。

[図21]本開示に係る第7の情報処理システム及び第7の情報処理装置の構成を示すブロック図である。

[図22]本開示に係る第7の情報処理装置が備える第1学習部の構成を示すブロック図である。

[図23]本開示に係る第7の情報処理装置が備える第2学習部の構成を示すブロック図である。

[図24]本開示に係る第7の情報処理装置が実行する第1学習処理の一例を示すフローチャートである。

[図25]本開示に係る第7の情報処理装置が実行する第2学習処理の一例を示すフローチャートである。

[図26]本開示に係る第8の情報処理システム及び第8の情報処理装置の構成を示すブロック図である。

[図27]本開示に係る第8の情報処理装置が備える第1学習部の構成を示すブロック図である。

[図28]本開示に係る第8の情報処理装置が備える第2学習部の構成を示すブロック図である。

[図29]本開示に係る第8の情報処理装置が実行する第1学習処理の一例を示すフローチャートである。

[図30]本開示に係る第8の情報処理装置が実行する第2学習処理の一例を示すフローチャートである。

[図31]本開示に係る第9の情報処理システム及び第9の情報処理装置の構成を示すブロック図である。

[図32]本開示に係る第9の情報処理装置が備える学習部の構成を示すブロック図である。

[図33]本開示に係る第9の情報処理装置が実行する学習処理の一例を示すフローチャートである。

[図34]本開示に係る第10の情報処理システム及び第10の情報処理装置の構成を示すブロック図である。

[図35]本開示に係る第10の情報処理装置が備える第1学習部の構成を示すブロック図である。

[図36]本開示に係る第10の情報処理装置が備える第2学習部の構成を示すブロック図である。

[図37]本開示に係る第10の情報処理装置が実行する第1学習処理の一例を示すフローチャートである。

[図38]本開示に係る第10の情報処理装置が実行する第2学習処理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

[0013] 以下、本開示に係る実施形態について、図面を用いて説明する。なお、本開示において図面は、1以上の実施形態に関連付けられる。また、すべての図面において、同様な構成要素には同様の符号を付し、適宜説明を省略する。

[0014] [実施形態1]

(概要)

例えば虹彩認証では一般的に、画像の解像度が低い等、虹彩認証に用いる画像、特に虹彩領域の品質が低い場合、認証精度が低下することがある。そのため、虹彩認証では、高解像度である等の高品質な画像を撮影可能な撮影装置を用いて認証対象を撮影することが望ましいが、撮影装置の設置スペース、コスト等のために、高品質な画像を撮影可能な撮影装置を用いることが困難なことがある。

[0015] このように、画像を用いた処理を行う場合に、高解像度である等の高品質な画像が要求される一方で、高品質な画像はその取得が困難なことがある。

[0016] 特許文献1に記載の正規化技術によれば、バッチサイズに過度に依存しないと共に各次元の統計に対する高いロバスト性を得ることができるかもしれない。しかしながら、特許文献1に記載の正規化技術を用いたとしても、低品質な入力画像から、認証精度を向上させるような画像特徴量を得ることは困難である。

[0017] また、画像の品質を向上させるための技術として、例えば、画像の解像度を向上させる画像超解像技術がある（例えば、特開2009-282925号公報参照）。しかしながら、画像超解像技術は、一般的に、その処理を行うための時間、メモリ消費量等の処理コストが大きくなることが多い。

[0018] 本開示に係る発明が解決しようとする課題の1つは、処理コストの増加を抑えて、精度良く認証を行うことにある。

[0019] (情報処理装置100・情報処理システムSYS1の構成例)

情報処理装置100は、図1に示すように、対象情報取得部115、算出

部 1 1 6、抽出部 1 1 7 及び照合部 1 1 8 を備える。情報処理システム S Y S 1 は、図 2 に示すように、対象情報取得部 1 1 5、算出部 1 1 6、抽出部 1 1 7 及び照合部 1 1 8 を備える。

[0020] 対象情報取得部 1 1 5 は、入力画像における対象領域に関する対象情報を取得する。

[0021] 算出部 1 1 6 は、対象情報に基づいて、対象領域の特徴量を抽出する特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを補正するための補正パラメータを算出する。

[0022] 抽出部 1 1 7 は、補正パラメータで補正された特徴量抽出モデルを用いて、対象領域の特徴量を抽出する。

[0023] 照合部 1 1 8 は、対象領域の特徴量と、予め登録された登録情報とを照合した結果を出力する。

[0024] (作用・効果)

この情報処理装置 1 0 0 によれば、対象領域に関する対象情報に基づく補正パラメータで補正された特徴量抽出モデルを用いて、対象領域の特徴量を抽出することができる。

[0025] そのため、入力画像が低品質であっても対象領域の特徴量を精度良く抽出し、当該特徴量を用いた照合の結果を得ることができる。また、このような精度の良い対象領域の特徴量を抽出するための処理コストは、一般的な画像超解像技術を適用する場合よりも小さい。

[0026] 従って、処理コストの増加を抑えて、精度良く認証を行うことが可能になる。

[0027] この情報処理システム S Y S 1 によれば、情報処理装置 1 0 0 と同様に、処理コストの増加を抑えて、精度良く認証を行うことが可能になる。

[0028] (情報処理装置 1 0 0 の処理動作例)

情報処理装置 1 0 0 は、図 3 に示すような情報処理を実行する。

[0029] 対象情報取得部 1 1 5 は、入力画像における対象領域に関する対象情報を取得する (ステップ S 1 1 5) 。

[0030] 算出部 116 は、対象情報に基づいて、対象領域の特徴量を抽出する特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを補正するための補正パラメータを算出する（ステップ S 116）。

[0031] 抽出部 117 は、補正パラメータで補正された特徴量抽出モデルを用いて、対象領域の特徴量を抽出する（ステップ S 117）。

[0032] 照合部 118 は、対象領域の特徴量と、予め登録された登録情報とを照合した結果を出力する（ステップ S 118）。

[0033] この情報処理によれば、対象領域に関する対象情報に基づく補正パラメータで補正された特徴量抽出モデルを用いて、対象領域の特徴量を抽出することができる。

[0034] そのため、入力画像が低品質であっても対象領域の特徴量を精度良く抽出し、当該特徴量を用いた照合の結果を得ることができる。また、このような精度の良い対象領域の特徴量を抽出するための処理コストは、一般的な画像超解像技術を適用する場合よりも小さい。

[0035] 従って、処理コストの増加を抑えて、精度良く認証を行うことが可能になる。

[0036] （詳細例）

以下、情報処理装置 100、情報処理システム SYS 1 及び情報処理の詳細例について説明する。なお、本開示は、1つ以上のコンピュータに情報処理を実行させるためのプログラム、当該プログラムが記録された記録媒体等によって実現されてもよい。

[0037] （入力画像と対象領域について）

入力画像は、照合に用いられる対象領域を含む画像である。言い換えると、対象領域は、入力画像のうち、照合に用いられる領域の画像である。

[0038] 入力画像は、例えば、両眼を含む両眼画像、左右の眼のうち予め定められた一方の眼である片眼を含む片眼画像、顔を含む顔画像、静脈を含む静脈画像等の生体画像である。

[0039] 対象領域は、例えば、虹彩領域（すなわち、虹彩を示す領域の画像）、顔

領域（すなわち、顔を示す領域の画像）、指紋領域（すなわち、指の指紋を示す領域の画像）、静脈領域（すなわち、静脈を示す領域の画像）等である。対象領域が虹彩領域、顔領域、指紋領域、静脈領域である場合、それぞれ、虹彩認証、顔認証、指紋認証、静脈認証を行うことができる。

[0040] なお、虹彩認証、顔認証、静脈認証は、生体認証の例である。本開示に係る認証は、生体認証に限られない。そのため、入力画像は、生体画像に限られない。さらに、虹彩、顔等は、典型的には人の虹彩、顔等であるが、犬、蛇等の動物の虹彩、顔等であってもよい。

[0041] 本開示に係る実施形態では、入力画像が、人の両眼を含む両眼画像（図4参照）である例を用いて説明する。また、対象領域が、虹彩領域（図5参照）である例を用いて説明する。

[0042] （対象情報について）

対象情報は、対象領域に関する情報である。対象情報は、入力画像における対象領域の品質に応じた少なくとも1つの値を含む情報である。対象情報に含まれる値は、例えば連続的な値である。

[0043] 対象情報は、詳細には例えば、対象領域の品質情報、対象領域の中間特徴量、対象領域に関する統計量の少なくとも1つを含むとよい。

[0044] 対象領域の品質情報は、対象領域の品質を示す情報である。例えば、対象領域の品質情報は、対象領域の解像度、入力画像がカメラ等の撮影装置で撮影される場合のフォーカスポケ、動きポケ、対象領域の明るさ、眼鏡反射に関する情報等の1つ又は複数を含むとよい。解像度は、例えば、入力画像が虹彩を含む場合の虹彩径等である。

[0045] 虹彩径は、例えば、虹彩の直径であってもよく、虹彩の半径であってもよい。虹彩径は、例えば画素数で表されるとよい。また例えば、虹彩径は、虹彩画像が楕円である場合、虹彩の短径と長径とのいずれか一方又は両方であってもよい。なお、虹彩径を表す方法は、画素数に限られ例えば、その他の虹彩領域のサイズに応じた値等であってもよい。

[0046] 眼鏡反射に関する情報は、例えば、眼鏡反射の強度、面積、当該面積の割

合等の少なくとも1つを含むとよい。眼鏡反射の強度は、対象領域に含まれる眼鏡反射の強度の平均値、最大値等であるが、これらに限られない。眼鏡反射の面積又はその割合は、例えば、虹彩領域のうち眼鏡反射が含まれる領域の面積又はその割合であるが、これらに限られない。なお、品質情報は、ここで例示したものに限られない。

[0047] 対象情報が対象領域の品質情報を含む場合、対象情報取得部115は、例えば、対象領域の品質情報を推定するための品質推定モデルを用いて、対象情報を取得してもよい。品質推定モデルは、対象領域が入力されると、当該対象領域の品質情報を出力する。

[0048] 本開示に係る実施形態では、対象情報が品質情報を含む場合、品質情報が虹彩径である例を用いて説明する。

[0049] 対象情報が対象領域の中間特徴量を含む場合、対象情報取得部115は、対象領域の中間特徴量（画像特徴量）を抽出するための中間特徴量抽出モデルを用いて、対象情報を取得する。中間特徴量抽出モデルは、対象領域が入力されると、当該対象領域の中間特徴量を出力する。中間特徴量は、例えば、特徴量抽出モデルにおいて、後述する最終特徴量を抽出する前の段階で抽出される特徴量である。中間特徴量等の画像特徴量は、例えば数値ベクトルで表されるとよい。

[0050] 中間特徴量抽出モデルは、例えば、多層のニューラルネットワークを用いて構成される。詳細には例えば、中間特徴量抽出モデルは、少なくとも1つの畳み込み層、少なくとも1つの正規化層等を含む。中間特徴量抽出モデルは、例えば、特徴量抽出モデルの一部を構成する学習モデルであってもよい。

[0051] 対象領域に関する統計量は、例えば、対象領域の中間特徴量に基づく統計量である。詳細には例えば、対象領域に関する統計量は、対象領域の中間特徴量から求められたチャンネルC毎の特徴量マップに関する平均 $\mu^*c$ 、分散 $\sigma^*c$ 等である。

[0052] (特徴量抽出モデルについて)

特徴量抽出モデルは、対象領域の特徴量（画像特徴量）を抽出するための学習モデルである。特徴量抽出モデルは、対象領域又は当該対象領域の中間特徴量が入力されると、当該対象領域の特徴量を抽出して出力する。

[0053] 特徴量抽出モデルが抽出する特徴量は、照合に用いられる特徴量（画像特徴量）である。このような特徴量抽出モデルが抽出する特徴量は、入力画像から最終的に抽出される特徴量（最終特徴量）とも言える。最終特徴量も、中間特徴量と同様に画像特徴量であり、例えば数値ベクトルで表されるとよい。

[0054] 特徴量抽出モデルは、例えば、多層のニューラルネットワークを用いて構成される。詳細には例えば、特徴量抽出モデルは、少なくとも1つの畳み込み層、少なくとも1つの正規化層等を含む。

[0055] 例えば、対象情報取得部115が中間特徴量抽出モデルを用いる場合、特徴量抽出モデルへの入力、例えば、対象領域の中間特徴量である。この場合、特徴量抽出モデルと中間特徴量抽出モデルとは、例えば、これらのモデル全体で、対象領域を入力すると、対象領域の特徴量（すなわち、照合に用いられる特徴量）を出力する一連のニューラルネットワークで構成されるとよい。詳細には例えば、中間特徴量抽出モデルと特徴量抽出モデルとは、それぞれ、当該一連のニューラルネットワークを2つに分割した場合の前段と後段とでよい。

[0056] なお、一連のニューラルネットワークは、前段と後段の2つに限らず、3つ以上に分割されてもよい。一連のニューラルネットワークが3つ以上の部分に分割される場合、例えば、最終段以外の部分が中間特徴量抽出モデルとして用いられ、最終段が特徴量抽出モデルとして用いられてもよい。

[0057] （補正パラメータについて）

補正パラメータは、特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを補正するための値である。算出部116は、特徴量抽出モデルに含まれる既定のパラメータよりも、認証精度を向上させるような補正パラメータを算出するように構成されるとよい。

[0058] 特徴量抽出モデルに含まれるパラメータは、例えば、特徴量抽出モデルを構成するニューラルネットワークにおけるチャンネルC毎のパラメータである。チャンネルCは、各フィルタに対応する畳み込み層内のニューロンセットである。

[0059] 例えば、特徴量抽出モデルが少なくとも1つの正規化層を含むニューラルネットワークから構成される場合、補正パラメータを用いて補正されるパラメータは、少なくとも1つの正規化層で用いられるパラメータである。

[0060] 詳細には例えば、補正パラメータを用いて補正されるパラメータは、少なくとも1つの正規化層で用いられるチャンネルC毎のパラメータである。例えば、少なくとも1つの正規化層で用いられるチャンネルC毎のパラメータが、補正パラメータで置き換えられるとよい。

[0061] より詳細には例えば、補正パラメータは、以下のチャンネルC毎の $\mu^c$ 、 $\sigma^c$ 、 $\gamma^c$ 、 $\beta^c$ を補正するための値である。以下の式(1)～(2)において、 $x_{i,c}$ は、サンプルiのチャンネルCの特徴量マップを表す。 $\mu^c$ 、 $\sigma^c$ は、それぞれ、バッチノルムのチャンネルCの平均、分散を表す。 $\gamma^c$ 、 $\beta^c$ は、それぞれ、チャンネルCのシフト、スケールパラメータを表す。

[0062] [数1]

$$\widehat{x}_i^c = \frac{x_i^c - \mu^c}{\sqrt{\sigma^c + \epsilon}} \quad \dots (1)$$

[0063]

[数2]

$$y_i^c = \gamma^c \widehat{x}_i^c + \beta^c$$

[0064] なお、補正パラメータを用いた補正は、対象領域の解像度が予め定められた閾値以下の低解像度である場合に行われてもよい。この場合、算出部116は、対象領域が低解像度であるか否かを判定し、対象領域が低解像度である場合に、補正パラメータを算出するとよい。対象領域が低解像度ではない場合、算出部116は、補正パラメータを算出しないでよい。この場合、抽出部117は、補正パラメータで補正されていない特徴量抽出モデル（すなわち、パラメータが既定値である特徴量抽出モデル）を用いて、対象領域の特徴量を抽出するとよい。

[0065] （照合結果について）

照合結果は、対象領域の特徴量（最終特徴量）と予め登録された登録情報とを照合した結果である。すなわち、照合部118は、対象領域の特徴量と予め登録された登録情報とを照合し、照合結果を出力する。照合結果は、例えば、最終特徴量と登録情報に含まれる特徴量との類似度（例えば、コサイン類似度）等を含む情報、当該類似度が予め定められた照合条件を満たすか否かを示す情報の少なくとも1つを含むとよい。

[0066] 照合条件は、例えば、類似度が予め定められた照合閾値以上であることである。類似度が照合条件を満たす場合、照合結果は、例えば認証成功を示す情報であるとよい。また類似度が照合条件を満たさない場合、照合結果は、例えば認証失敗を示す情報であるとよい。

[0067] 照合結果は、例えば、類似度、照合条件を満たすか否かの判定結果等の少なくとも1つの確からしさを示す情報を含んでもよい。なお、照合結果は、ここで例示したものに限られない。

[0068] 照合結果の出力は、図示しない表示部に表示させることであってもよく、図示しない他の装置へ送信することであってもよい。詳細には例えば、照合部118は、情報処理装置100が備える或いは図示しない他の装置（例えば、ユーザが利用する携帯端末等）が備える表示部に、照合結果を表示させてもよい。また例えば、照合部118は、図示しない他の装置（例えば、照合結果を利用する情報処理装置等）へネットワークNTを介して照合結果を送信してもよい。

[0069] (情報処理について)

情報処理装置100は、例えば、入力画像を取得すると、情報処理を開始するとよい。

[0070] なお、情報処理装置100が情報処理を開始するトリガは、これに限られない。

[0071] (情報処理装置100の物理的な構成例)

情報処理装置100は、物理的には例えば図6に示すように、バス2010、プロセッサ2020、メモリ2030、ストレージデバイス2040、ネットワークインタフェース2050、入力インタフェース2060、及び、出力インタフェース2070を有する。

[0072] バス2010は、プロセッサ2020、メモリ2030、ストレージデバイス2040、ネットワークインタフェース2050、入力インタフェース2060及び出力インタフェース2070が、相互にデータを送受信するためのデータ伝送路である。ただし、プロセッサ2020等を互いに接続する方法は、バス接続に限定されない。

[0073] プロセッサ2020は、CPU (Central Processing Unit) やGPU (Graphics Processing Unit) 等で実現されるプロセッサである。

- [0074] メモリ2030は、RAM (Random Access Memory) 等で実現される主記憶装置である。
- [0075] ストレージデバイス2040は、HDD (Hard Disk Drive)、SSD (Solid State Drive)、メモリカード、又はROM (Read Only Memory) 等で実現される補助記憶装置である。ストレージデバイス2040は、情報処理装置100の機能を実現するためのプログラムモジュールを記憶している。プロセッサ2020がこれら各プログラムモジュールをメモリ2030に読み込んで実行することで、そのプログラムモジュールに対応する機能が実現される。
- [0076] ネットワークインタフェース2050は、情報処理装置100をネットワークNTに接続するためのインタフェースである。なお、ネットワークNTは、図示しない他の装置と互いに情報を送受信するための通信ネットワークであり、有線、無線又はこれらを組み合わせて構成されるとよい。
- [0077] 入力インタフェース2060は、ユーザが情報を入力するためのインタフェースであり、例えばタッチパネル、キーボード、マウス等から構成される。
- [0078] 出力インタフェース2070は、ユーザに情報を提示するためのインタフェースであり、例えば液晶パネル、有機EL (Electro-Luminescence) パネル等から構成される。
- [0079] なお、情報処理装置100が物理的に1つの装置（例えば、コンピュータ等）から構成される例を説明したが、情報処理装置100は、例えばネットワークNTを介して互いに情報を送受信する複数の装置（例えば、コンピュータ等）から構成されてもよい。この場合、当該複数の装置が協働して情報処理を実行してもよい。
- [0080] (作用・効果)

以上、本実施形態によれば、入力画像は、対象領域である虹彩領域を含む画像である。特徴量抽出モデルは、少なくとも1つの正規化層を含むニューラルネットワークから構成される。補正パラメータを用いて補正されるパラ

メータは、正規化層で用いられるパラメータである。

[0081] これにより、入力画像の品質のバラツキに起因して生じることがある中間特徴量の分布のバラツキを正規化層で抑制して、対象領域の特徴量を抽出することができる。そのため、入力画像の品質によらずに対象領域の特徴量を精度良く抽出し、当該特徴量を用いた照合の結果を得ることができる。また、このような精度の良い対象領域の特徴量を抽出するための処理コストは、一般的な画像超解像技術を適用する場合よりも小さい。

[0082] 従って、処理コストの増加を抑えて、精度良く認証を行うことが可能になる。

[0083] 本実施形態によれば、対象情報は、対象領域の品質情報、対象領域の中間特徴量、対象領域に関する統計量の少なくとも1つを含む。

[0084] これにより、対象領域の品質情報、対象領域の中間特徴量、対象領域に関する統計量の少なくとも1つに基づく補正パラメータで補正された特徴量抽出モデルを用いて、対象領域の特徴量を抽出することができる。

[0085] そのため、入力画像が低品質であっても対象領域の特徴量を精度良く抽出し、当該特徴量を用いた照合の結果を得ることができる。また、このような精度の良い対象領域の特徴量を抽出するための処理コストは、一般的な画像超解像技術を適用する場合よりも小さい。

[0086] 従って、処理コストの増加を抑えて、精度良く認証を行うことが可能になる。

[0087] [実施形態2]

実施形態2では、対象情報が、入力画像における対象領域の品質情報を推定するための品質推定モデルに、対象領域を入力することで推定された対象領域の品質情報を含む例を説明する。また、補正パラメータが、補正パラメータを推定するための第1補正パラメータ推定モデルに対象情報を入力することで算出される例を説明する。

[0088] (情報処理システムSYS2及び情報処理装置200の構成例)

情報処理システムSYS2は、図7に示すように、撮影装置201と、情

報処理装置200とを備える。情報処理装置200は、対象位置推定部211と、対象領域生成部212と、対象情報取得部215と、算出部216と、抽出部117と、照合部118とを備える。

[0089] 撮影装置201は、被写体を撮影して入力画像を生成する装置である。撮影装置201は、例えば、可視光カメラ、赤外線カメラ、近赤外線カメラ等のカメラである。

[0090] 詳細には例えば、撮影装置201は、図示しない人感センサ等のセンサから人が所定位置に居ることを示す信号を取得すると、人の両眼近傍を撮影して両眼画像を生成する。撮影装置201は、生成した両眼画像を出力するとよい。

[0091] 対象位置推定部211は、撮影装置201が入力画像を取得すると、当該入力画像における対象領域の位置を推定する。

[0092] 詳細には例えば、対象領域が虹彩領域である場合、対象位置推定部211は、瞳孔中心の位置、瞳孔径及び虹彩径を含む眼位置を、対象領域の位置として推定する。瞳孔径は、瞳孔の直径であってもよく、瞳孔の半径であってもよい。瞳孔径は、例えば画素数で表されるとよい。なお、瞳孔径を表す方法は、画素数に限られない。

[0093] 対象領域の位置を推定する技術には、パターンマッチング、機械学習モデル等の一般的な技術が用いられるとよい。機械学習モデルを用いる場合、対象位置推定部211は、学習用入力画像から対象領域の位置を推定するための学習をした学習モデルを用いて、入力画像を入力として、当該入力画像における対象領域の位置を推定するとよい。この学習モデルの学習では、学習用入力画像と、当該学習用入力画像における対象領域の位置を含む訓練データを用いた教師あり学習が行われるとよい。

[0094] なお、眼位置及びこれを推定する技術は、ここで例示したものに限られない。

[0095] 対象領域生成部212は、入力画像と、推定された対象領域の位置とに基づいて、対象領域（対象領域のみを示す画像）を生成する。

- [0096] 詳細には例えば、対象領域生成部212は、入力画像から対象領域を切り出すことで、対象領域（例えば図5に示すような概ね円環状の虹彩領域）を生成してもよい。また、対象領域生成部212は、入力画像から対象領域を切り出して、さらに所定の変換を行うことで、所定形状で対象領域（例えば図8に示すような概ね矩形状の虹彩領域）を生成してもよい。
- [0097] なお、例えば両眼画像において虹彩領域の一部を瞼等が覆う場合、虹彩領域は、円環状或いは矩形状から、瞼等で覆われた部分が欠けた形状になるとよい。
- [0098] 対象情報取得部215は、入力画像における対象領域に関する品質情報を、対象情報として取得する。
- [0099] 詳細には例えば、対象情報取得部215は、品質推定モデルに対象領域を入力することで推定された対象領域の品質情報を取得する。品質推定モデルは、入力画像における対象領域の品質情報を推定するための学習モデルである。品質推定モデルは、例えば、対象領域を入力すると、対象領域の品質情報を出力するとよい。品質情報は、例えば、虹彩径である。
- [0100] 品質推定モデルの学習では、学習用入力画像と、当該学習用入力画像における品質情報を含む訓練データを用いた教師あり学習が行われるとよい。
- [0101] なお、品質情報を推定する技術は、ここで例示したものに限られない。また、品質情報が虹彩径である場合等のように対象位置推定部211にて求められている場合、対象情報取得部215は、対象位置推定部211から品質情報を取得してもよい。
- [0102] 算出部216は、品質情報に基づいて、特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを補正するための補正パラメータを算出する。
- [0103] 詳細には例えば、算出部216は、第1補正パラメータ推定モデルに品質情報を入力することで、補正パラメータを算出する。第1補正パラメータ推定モデルは、補正パラメータを推定するための学習モデルである。第1補正パラメータ推定モデルは、例えば、対象領域の品質情報を入力すると、補正パラメータを出力する。この補正パラメータは、例えば上述のようなチャネ

ル毎の平均 $\mu^c$ 、分散 $\sigma^c$ 、シフト $\gamma^c$ 、スケールパラメータ $\beta^c$ である。

[0104] 第1補正パラメータ推定モデルは、例えば、畳み込みニューラルネットワーク等のニューラルネットワーク、注意機構等を用いて構成されるとよい。

[0105] 第1補正パラメータ推定モデルの学習方法については、他の実施形態で説明する。

[0106] (情報処理装置200の処理動作例)

情報処理装置200は、図9に示すような情報処理を実行する。情報処理装置200は、例えば、撮影装置201から入力画像を取得すると、情報処理を開始するとよい。

[0107] 対象位置推定部211は、撮影装置201にて生成された入力画像に基いて、当該入力画像における対象領域の位置を推定する(ステップS211)。

[0108] 対象領域生成部212は、撮影装置201にて生成された入力画像と、ステップS211にて推定された対象領域の位置とに基いて、対象領域(対象領域のみを示す画像)を生成する(ステップS212)。

[0109] 対象情報取得部215は、ステップS212にて生成された対象領域を品質推定モデルに入力することで、対象情報である対象領域の品質情報を取得する(ステップS215)。

[0110] 算出部216は、ステップS215にて取得された品質情報を第1補正パラメータ推定モデルに入力することで、補正パラメータを算出する(ステップS216)。

[0111] 抽出部117は、補正パラメータで補正された特徴量抽出モデルを用いて、対象領域の特徴量を抽出する(ステップS117)。

[0112] 詳細には例えば、抽出部117は、ステップS216にて算出された補正パラメータで補正された特徴量抽出モデルに、ステップS212にて生成された対象領域を入力することで、対象領域の特徴量を抽出する。

[0113] 照合部118は、ステップS117にて抽出された対象領域の特徴量と、予め登録された登録情報とを照合した結果を出力し(ステップS118)、

情報処理を終了する。

[0114] (作用・効果)

以上、本実施形態によれば、対象情報は、対象領域の品質情報を推定するための品質推定モデルに、対象領域を入力することで推定された品質情報を含む。補正パラメータは、補正パラメータを推定するための第1補正パラメータ推定モデルに対象情報を入力することで算出される。

[0115] これにより、対象領域の品質情報に基づく補正パラメータで補正された特徴量抽出モデルを用いて、対象領域の特徴量を抽出することができる。

[0116] そのため、入力画像が低品質であっても対象領域の特徴量を精度良く抽出し、当該特徴量を用いた照合の結果を得ることができる。また、このような精度の良い対象領域の特徴量を抽出するための処理コストは、一般的な画像超解像技術を適用する場合よりも小さい。

[0117] 従って、処理コストの増加を抑えて、精度良く認証を行うことが可能になる。

[0118] [実施形態3]

実施形態3では、対象情報が、入力画像における対象領域の中間特徴量を抽出するための中間特徴量抽出モデルに、対象領域を入力することで抽出された中間特徴量を含む例を説明する。また、補正パラメータが、補正パラメータを推定するための第2補正パラメータ推定モデルに対象情報を入力することで算出される例を説明する。

[0119] (情報処理システムSYS3及び情報処理装置300の構成例)

情報処理システムSYS3は、図10に示すように、撮影装置201と、情報処理装置300とを備える。情報処理装置300は、対象位置推定部211と、対象領域生成部212と、対象情報取得部315と、算出部316と、抽出部117と、照合部118とを備える。

[0120] 対象情報取得部315は、入力画像における対象領域の中間特徴量を、対象情報として取得する。

[0121] 詳細には例えば、対象情報取得部315は、上述の中間特徴量抽出モデル

に対象領域を入力することで対象領域の中間特徴量を取得する。

- [0122] 中間特徴量抽出モデルの学習方法については、他の実施形態で説明する。
- [0123] 算出部316は、対象領域の中間特徴量に基づいて、特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを補正するための補正パラメータを算出する。
- [0124] 詳細には例えば、算出部316は、第2補正パラメータ推定モデルに対象領域の中間特徴量を入力することで、補正パラメータを算出する。第2補正パラメータ推定モデルは、補正パラメータを推定するための学習モデルである。第2補正パラメータ推定モデルは、例えば、対象領域の中間特徴量を入力すると、補正パラメータを出力する。この補正パラメータは、例えば上述のようなチャンネル毎の平均 $\mu^\circ$ 、分散 $\sigma^\circ$ 、シフト $\gamma^\circ$ 、スケールパラメータ $\beta^\circ$ である。
- [0125] 第2補正パラメータ推定モデルは、例えば、畳み込みニューラルネットワーク等のニューラルネットワーク、注意機構等を用いて構成されるとよい。
- [0126] 第2補正パラメータ推定モデルの学習方法については、他の実施形態で説明する。なお、中間特徴量の代わりに、中間特徴量のノルムが用いられてもよい。
- [0127] (情報処理装置300の処理動作例)
- 情報処理装置300は、図11に示すような情報処理を実行する。情報処理装置300は、例えば、撮影装置201から入力画像を取得すると、情報処理を開始するとよい。
- [0128] 上述のステップS211～ステップS212が実行される。
- [0129] 対象情報取得部315は、ステップS212にて生成された対象領域を中間特徴量抽出モデルに入力することで、対象領域の中間特徴量を含む対象情報を取得する(ステップS315)。
- [0130] 算出部316は、ステップS315にて取得された対象領域の中間特徴量を第2補正パラメータ推定モデルに入力することで、補正パラメータを算出する(ステップS316)。
- [0131] 抽出部117は、補正パラメータで補正された特徴量抽出モデルを用いて

、対象領域の特徴量を抽出する（ステップS 1 1 7）。

[0132] 詳細には例えば、抽出部 1 1 7 は、ステップS 3 1 6 にて算出された補正パラメータで補正された特徴量抽出モデルに、ステップS 3 1 5 にて取得された中間特徴量を入力することで、対象領域の特徴量を抽出する。

[0133] 照合部 1 1 8 は、ステップS 1 1 7 にて抽出された対象領域の特徴量と、予め登録された登録情報とを照合した結果を出力し（ステップS 1 1 8）、情報処理を終了する。

[0134] （作用・効果）

以上、本実施形態によれば、対象情報は、対象領域の中間特徴量を抽出するための中間特徴量抽出モデルに、対象領域を入力することで抽出された中間特徴量を含む。補正パラメータは、補正パラメータを推定するための第2補正パラメータ推定モデルに対象情報を入力することで算出される。

[0135] これにより、対象領域の中間特徴量に基づく補正パラメータで補正された特徴量抽出モデルを用いて、対象領域の特徴量を抽出することができる。

[0136] 一般的に、画像の品質と、当該画像から抽出される特徴量ベクトルのノルムとの間には相関があり、例えば高品質の画像の品質が高い程、当該画像から抽出される特徴量ベクトルのノルムが大きくなる。中間特徴量も、当該中間特徴量が抽出された画像の品質を示す品質情報を保持している。例えばノルムを計算することでその品質情報を推定することができる。

[0137] そのため、中間特徴量のノルム又は中間特徴量自体を入力にして補正パラメータ推定モデルを用いることで、補正パラメータを推定することができる。このような中間特徴量に基づく補正パラメータを用いて対象領域の特徴量を抽出することで、入力画像が低品質であっても対象領域の特徴量を精度良く抽出し、当該特徴量を用いた照合の結果を得ることができる。また、このような精度の良い対象領域の特徴量を抽出するための処理コストは、一般的な画像超解像技術を適用する場合よりも小さい。

[0138] 従って、処理コストの増加を抑えて、精度良く認証を行うことが可能になる。

## [0139] [実施形態4]

実施形態4では、対象情報が、対象領域の品質情報又は対象領域の中間特徴量を含む例を説明する。また、補正パラメータが、補正用係数 $S$ 、 $B$ を推定するための補正用係数推定モデルに対象情報を入力することで取得された補正用係数 $S$ 、 $B$ と、予め保持される辞書パラメータ $\mu_{d^{\circ}}$ 、 $\sigma_{d^{\circ}}$ 、 $\gamma_{d^{\circ}}$ 、 $\beta_{d^{\circ}}$ とを、予め定められた第1関係に適用することで算出される例を説明する。

## [0140] (情報処理システムSYS4及び情報処理装置400の構成例)

情報処理システムSYS4は、図12に示すように、撮影装置201と、情報処理装置400とを備える。情報処理装置400は、対象位置推定部211と、対象領域生成部212と、対象情報取得部415と、算出部416と、抽出部117と、照合部118とを備える。

[0141] 対象情報取得部415は、入力画像における対象情報を取得する。本実施形態に係る対象情報は、対象領域の品質情報又は中間特徴量である。

[0142] 対象情報取得部415は、品質情報を取得する場合、実施形態2で説明した対象情報取得部215と同様の機能を備えるとよい。対象情報取得部415は、中間特徴量を取得する場合、実施形態3で説明した対象情報取得部315と同様の機能を備えるとよい。

[0143] 算出部416は、対象情報取得部415が取得した対象情報に基づいて、特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを補正するための補正パラメータを算出する。

[0144] 算出部416は、図13に示すように、辞書パラメータ記憶部416aと、補正用係数取得部416bと、補正パラメータ算出部416cとを含む。

[0145] 辞書パラメータ記憶部416aは、辞書パラメータを予め記憶する。辞書パラメータは、例えばチャンネルC毎の平均 $\mu_{d^{\circ}}$ 、分散 $\sigma_{d^{\circ}}$ 、シフト $\gamma_{d^{\circ}}$ 、スケールパラメータ $\beta_{d^{\circ}}$ である。辞書パラメータである平均 $\mu_{d^{\circ}}$ 、分散 $\sigma_{d^{\circ}}$ 、シフト $\gamma_{d^{\circ}}$ 、スケールパラメータ $\beta_{d^{\circ}}$ は、適宜設定される標準的な値でよい。

[0146] 補正用係数取得部416bは、対象情報（品質情報又は中間特徴量）に基づいて、補正パラメータの算出に用いられる補正用係数S、Bを取得する。

[0147] 例えば、補正用係数取得部416bは、対象情報（品質情報又は中間特徴量）を補正用係数推定モデルに入力することで補正用係数S、Bを取得する。補正用係数推定モデルは、補正用係数S、Bを推定するための学習モデルである。補正用係数推定モデルは、品質情報又は中間特徴量が入力されると、補正用係数S、Bを出力する。

[0148] 補正パラメータ算出部416cは、予め記憶される辞書パラメータと補正用係数とを、予め定められた第1関係に適用することで、補正パラメータを算出する。この補正パラメータは、例えば上述のようなチャンネル毎の平均 $\mu^c$ 、分散 $\sigma^c$ 、シフト $\gamma^c$ 、スケールパラメータ $\beta^c$ である。

[0149] 第1関係は、例えば、以下の式(3)で規定される。式(3)のXは、 $\mu$ 、 $\sigma$ 、 $\gamma$ 、 $\beta$ の各々を表す。なお、第1関係は、ここで例示したものに限られず、例えば他の関係式で規定されてもよく、多次元のマトリックスで規定されてもよい。

[0150] [数3]

$$X^c = SX_d^c + B \quad \dots (3)$$

[0151] 補正用係数推定モデルの学習方法については、他の実施形態で説明する。

[0152] (情報処理装置400の処理動作例)

情報処理装置400は、図14に示すような情報処理を実行する。情報処理装置400は、例えば、撮影装置201から入力画像を取得すると、情報処理を開始するとよい。

[0153] 上述のステップS211～ステップS212が実行される。

- [0154] 対象情報取得部415は、ステップS212にて生成された対象領域と、品質推定モデル又は中間特徴量抽出モデルとを用いて、対象情報（対象領域の品質情報又は中間特徴量）を取得する（ステップS415）。
- [0155] 補正用係数取得部416bは、ステップS415にて取得された対象情報（品質情報又は中間特徴量）に基づいて、補正パラメータを算出する（ステップS416）。
- [0156] 例えば図15に示すように、補正用係数取得部416bは、対象情報（品質情報又は中間特徴量）を補正用係数推定モデルに入力することで補正用係数S、Bを取得する（ステップS416a）。
- [0157] 補正パラメータ算出部416cは、予め記憶される辞書パラメータと、ステップs416aで取得された補正用係数S、Bと、予め定められた第1関係とを用いて、補正パラメータを算出し（ステップS416b）、情報処理に戻る。
- [0158] 例えば、補正パラメータ算出部416cは、式(3)のXを $\mu$ 、 $\sigma$ 、 $\gamma$ 、 $\beta$ の各々に置き換えた式に、辞書パラメータと補正用係数S、Bとを代入して、チャンネル毎の平均 $\mu^\circ$ 、分散 $\sigma^\circ$ 、シフト $\gamma^\circ$ 、スケールパラメータ $\beta^\circ$ を算出する。
- [0159] 図14を再び参照する。
- 抽出部117は、上述のように、補正パラメータで補正された特徴量抽出モデルを用いて、対象領域の特徴量を抽出する（ステップS117）。
- [0160] 詳細には例えば、対象情報が品質情報を含む場合、実施形態2で説明したように、抽出部117は、補正パラメータで補正された特徴量抽出モデルに、ステップS212にて生成された対象領域を入力することで、対象領域の特徴量を抽出するとよい。
- [0161] また例えば、対象情報が中間特徴量を含む場合、実施形態3で説明したように、抽出部117は、補正パラメータで補正された特徴量抽出モデルに、ステップS315にて取得された中間特徴量を入力することで、対象領域の特徴量を抽出するとよい。

[0162] 照合部 118 は、ステップ S117 にて抽出された対象領域の特徴量と、予め登録された登録情報とを照合した結果を出力し（ステップ S118）、情報処理を終了する。

[0163] （作用・効果）

以上、本実施形態によれば、対象情報は、対象領域の品質情報又は対象領域の中間特徴量を含む。補正パラメータは、対象情報を補正用係数推定モデルに入力することで取得された補正用係数と、予め記憶される辞書パラメータとを、予め定められた第 1 関係に適用することで算出される。

[0164] これによれば、補正用係数を用いて補正パラメータを算出するので、対象情報に基づいて推定する係数の数を、補正パラメータの数よりも少なくすることができる。そのため、対象情報に基づいて推定するための処理量を減らすことができる。

[0165] また、補正パラメータで補正された特徴量抽出モデルを用いて、対象領域の特徴量を抽出することができるので、入力画像が低品質であっても対象領域の特徴量を精度良く抽出し、当該特徴量を用いた照合の結果を得ることができる。

[0166] 従って、処理コストの増加をより一層抑えて、精度良く認証を行うことが可能になる。

[0167] [実施形態 5]

実施形態 5 では、対象情報が、対象領域の中間特徴量を用いて算出された対象領域に関する統計量を含む例を説明する。また、補正パラメータが、対象領域に関する前記統計量と、予め保持される辞書パラメータとを、予め定められた第 2 関係に適用することで算出される例を説明する。

[0168] （情報処理システム SYS5 及び情報処理装置 500 の構成例）

情報処理システム SYS5 は、図 16 に示すように、撮影装置 201 と、情報処理装置 500 とを備える。情報処理装置 500 は、対象位置推定部 211 と、対象領域生成部 212 と、対象情報取得部 515 と、算出部 516 と、抽出部 117 と、照合部 118 とを備える。

- [0169] 対象情報取得部515は、入力画像における対象領域に関する統計量を、対象情報として取得する。対象領域に関する統計量は、例えば、チャンネル毎の中間特徴量の平均 $\mu^c$ 、分散 $\sigma^c$ である。
- [0170] 詳細には例えば、対象情報取得部515は、実施形態3で説明した対象情報取得部315と同様の機能を備えることで、対象領域の中間特徴量、すなわち対象領域に関するチャンネル毎の中間特徴量を取得する。対象情報取得部515は、中間特徴量に統計処理を行って、チャンネル毎の中間特徴量の平均 $\mu^{*c}$ 、分散 $\sigma^{*c}$ を算出する。
- [0171] 算出部516は、対象情報取得部415が取得した対象情報に基づいて、特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを補正するための補正パラメータを算出する。
- [0172] 算出部516は、図17に示すように、辞書パラメータ記憶部416aと、補正パラメータ算出部516bとを含む。
- [0173] 補正パラメータ算出部516bは、対象領域に関する統計量と、予め保持される辞書パラメータとを、予め定められた第2関係に適用することで算出される
- [0174] 第2関係は、例えば、以下の式(4)で規定される。式(4)のYは、 $\mu$ 、 $\sigma$ の各々を表す。なお、第2関係は、ここで例示したものに限られず、例えば他の関係式で規定されてもよく、多次元のマトリックスで規定されてもよい。mは、適宜定められる重みであり、例えば $0 < m < 1$ である。
- [0175] [数4]

$$Y^c = (1 - m)Y_d^c + mY^{*c} \quad \dots (4)$$

## [0176] (作用・効果)

以上、本実施形態によれば、対象情報は、対象領域の中間特徴量を用いて算出された、対象領域に関する統計量を含む。補正パラメータは、対象領域に関する統計量と、予め保持される辞書パラメータとを、予め定められた第2関係に適用することで算出される。

[0177] これにより、対象領域に関する統計量に基づく補正パラメータで補正された特徴量抽出モデルを用いて、対象領域の特徴量を抽出することができる。

[0178] そのため、入力画像が低品質であっても対象領域の特徴量を精度良く抽出し、当該特徴量を用いた照合の結果を得ることができる。また、このような精度の良い対象領域の特徴量を抽出するための処理コストは、一般的な画像超解像技術を適用する場合よりも小さい。

[0179] 従って、処理コストの増加を抑えて、精度良く認証を行うことが可能になる。

## [0180] [実施形態6]

実施形態5では、対象情報取得部515が、対象領域に関するチャンネル毎の中間特徴量と、チャンネル毎の中間特徴量の平均 $\mu^c$ 、分散 $\sigma^c$ とを算出する例を説明した。この場合、算出部516が、実施形態5で説明した機能に加えて、実施形態3で説明した算出部316と同様の機能をさらに備えてもよい。これにより、算出部516は、対象領域の中間特徴量と、対象領域に関する統計量とに基づいて、補正パラメータを算出することができる。

[0181] 抽出部117は、例えば、特徴量抽出モデルのパラメータのうち、一部が統計量に基づく補正パラメータで補正され、残部が中間特徴量に基づく補正パラメータで補正された特徴量抽出モデルに、中間特徴量を入力することで、対象領域の特徴量を抽出するとよい。統計量に基づく補正パラメータで補正されるパラメータは、例えば、平均 $\mu^c$ 、分散 $\sigma^c$ の少なくとも1つでよい。

## [0182] (作用・効果)

以上、本実施形態によれば、対象情報は、対象領域の中間特徴量と、対象

領域に関する統計量とを含む。補正パラメータは、対象領域の中間特徴量と、対象領域に関する統計量とに基づいて算出される。

[0183] これにより、対象領域の中間特徴量と対象領域に関する統計量とに基づく補正パラメータでより適切に補正された特徴量抽出モデルを用いて、対象領域の特徴量を抽出することができる。

[0184] そのため、入力画像が低品質であっても対象領域の特徴量をより精度良く抽出し、当該特徴量を用いた照合の結果を得ることができる。また、このような精度の良い対象領域の特徴量を抽出するための処理コストは、一般的な画像超解像技術を適用する場合よりも小さい。

[0185] 従って、処理コストの増加を抑えて、より精度良く認証を行うことが可能になる。

[0186] [実施形態 7]

本実施形態では、実施形態 2 で説明した第 1 補正パラメータ推定モデル及び特徴量抽出モデルの学習方法の第 1 例について説明する。

[0187] (情報処理システム S Y S 6 及び情報処理装置 6 0 0 の構成例)

情報処理システム S Y S 6 は、図 1 8 に示すように、撮影装置 2 0 1 と、情報処理装置 6 0 0 とを備える。情報処理装置 6 0 0 は、情報処理装置 2 0 0 が備える機能に加えて、学習部 6 1 9 を備える。

[0188] 学習部 6 1 9 は、予め準備される訓練データを用いて、特徴量抽出モデルと第 1 補正パラメータ推定モデルとの学習を行う。すなわち、学習部 6 1 9 は、特徴量抽出モデルと第 1 補正パラメータ推定モデルとで共通の訓練データを用いて、特徴量抽出モデルと第 1 補正パラメータ推定モデルとの学習を同時に行う。訓練データは、例えば、学習用入力画像と、正解ラベルとを含むとよい。

[0189] 詳細には例えば、学習部 6 1 9 は、図 1 9 に示すように、学習用算出部 6 1 9 a と、学習用特徴量抽出部 6 1 9 b と、損失算出部 6 1 9 c と、更新部 6 1 9 d とを含む。

[0190] 学習用算出部 6 1 9 a は、訓練データに含まれる学習用入力画像の品質情

報を第1補正パラメータ推定モデルに入力して、学習用補正パラメータを算出する。

[0191] 学習用特徴量抽出部619bは、訓練データに含まれる学習用入力画像を、学習用補正パラメータで補正した特徴量抽出モデルに入力して、学習用特徴量を抽出する。学習用特徴量は、学習用入力画像に含まれる対象領域の特徴量である。

[0192] 損失算出部619cは、訓練データに含まれる正解ラベルと学習用特徴量とに基づいて、損失を算出する。損失関数には、二乗和誤差、交差エントロピー誤差等の一般的な損失関数が用いられるとよい。

[0193] 更新部619dは、損失に基づいて、特徴量抽出モデルと第1補正パラメータ推定モデルとの各々に含まれるパラメータを更新する。この更新では、勾配降下法、確率的勾配降下法等の一般的な最適化手法が用いられるとよい。

[0194] (情報処理装置600の処理動作例)

情報処理装置600が実行する情報処理は、例えば実施形態2で説明した情報処理に加えて、図20に示すような学習処理をさらに含むとよい。学習処理は、例えばユーザからの指示を受けて開始されるとよい。訓練データは、学習処理を開始する前に準備されるとよい。なお、学習処理を開始するトリガは、これに限られない。

[0195] 学習用算出部619aは、学習用入力画像における対象領域に関する品質情報を第1補正パラメータ推定モデルに入力して、学習用補正パラメータを算出する(ステップS601)。

[0196] ここで、学習用入力画像に関する品質情報は、例えば、対象領域生成部212及び対象情報取得部215の機能を用いて取得されてもよく、訓練データに含まれてもよい。さらに、学習部619が、ユーザが指定する適宜の品質に学習用入力画像を劣化させる画像劣化部(不図示)をさらに含んでもよい。この場合、学習用入力画像に関する品質情報は、当該ユーザが指定する品質であり、画像劣化部から取得されてもよい。

[0197] 学習用特徴量抽出部619bは、学習用入力画像を、ステップS601で算出された学習用補正パラメータで補正した特徴量抽出モデルに入力して、学習用特徴量を抽出する（ステップS602）。

[0198] 損失算出部619cは、正解ラベルと学習用特徴量とに基づいて、損失を算出する（ステップS603）。

[0199] 更新部619dは、ステップS603にて算出された損失に基づいて、特徴量抽出モデルと第1補正パラメータ推定モデルとの各々に含まれるパラメータを更新し（ステップS604）、学習処理を終了する。

[0200] （作用・効果）

以上、本実施形態によれば、情報処理装置600は、訓練データを用いて、特徴量抽出モデルと第1補正パラメータ推定モデルとの学習を行う学習部619を備える。

[0201] これにより、共通の訓練データを用いて、特徴量抽出モデルと第1補正パラメータ推定モデルとの学習を同時に行うことができる。そのため、モデルごとに訓練データを準備するよりも、訓練データを準備する手間を軽減することができる。また、特徴量抽出モデルと第1補正パラメータ推定モデルとの各モデルを個別に学習させるよりも学習のための手間を軽減することができる。従って、第1補正パラメータ推定モデルと特徴量抽出モデルとを容易に学習させることが可能になる。

[0202] [実施形態8]

本実施形態では、実施形態2で説明した第1補正パラメータ推定モデル及び特徴量抽出モデルの学習方法の第2例について説明する。

[0203] （情報処理システムSYS7及び情報処理装置700の構成例）

情報処理システムSYS7は、図21に示すように、撮影装置201と、情報処理装置700とを備える。情報処理装置700は、情報処理装置200が備える機能に加えて、第1学習部720と第2学習部721とを備える。

[0204] 第1学習部720は、予め準備される第1訓練データを用いて、特徴量抽

出モデルの学習を行う。第2学習部721は、予め準備される第2訓練データを用いて、第1補正パラメータ推定モデルの学習を行う。

[0205] 第1訓練データは、学習用の入力画像である第1入力画像を含む。第1訓練データは、さらに、第1入力画像に対応付けられた正解ラベルである第1正解ラベルを含むとよい。

[0206] 第2訓練データは、学習用の入力画像である第2入力画像を含む。第2訓練データは、さらに、第2入力画像に対応付けられた正解ラベルである第2正解ラベルを含むとよい。

[0207] 第1入力画像における対象領域は、第2入力画像における対象領域よりも高品質である。このような第2入力画像は、適宜の方法で準備されるとよい。例えば、情報処理装置700が、例えばユーザが指定する適宜の品質に画像を劣化させる画像劣化部（不図示）をさら備えてもよい。この場合、第2入力画像は、画像劣化部を用いて第1入力画像の画質を低下させることで取得されてもよい。なお、第2入力画像を準備する方法は、これに限られない。

[0208] 第1学習部720及び第2学習部721は、画質が異なる学習用画像を含む第1訓練データ及び第2訓練データを用いて、特徴量抽出モデルと第1補正パラメータ推定モデルとのそれぞれの学習を個別に行う。

[0209] (第1学習部720の構成例)

第1学習部720は、図22に示すように、第1特徴量抽出部720aと、第1損失算出部720bと、第1更新部720cとを含む。

[0210] 第1特徴量抽出部720aは、第1入力画像を特徴量抽出モデルに入力して、第1特徴量を抽出する。第1特徴量は、第1入力画像に含まれる対象領域の特徴量であり、以下においても同様である。

[0211] 第1損失算出部720bは、第1正解ラベルと第1特徴量とに基づいて、損失を算出する。損失関数には、二乗和誤差、交差エントロピー誤差等の一般的な損失関数が用いられるとよい。

[0212] 第1更新部720cは、第1損失に基づいて、特徴量抽出モデルに含まれ

るパラメータを更新する。この更新では、勾配降下法、確率的勾配降下法等の一般的な最適化手法が用いられるとよい。

[0213] (第2学習部721の構成例)

第2学習部721は、図23に示すように、学習用算出部721aと、第2特徴量抽出部721bと、第2損失算出部721cと、第2更新部721dとを含む。

[0214] 学習用算出部721aは、第2入力画像の品質情報を第1補正パラメータ推定モデルに入力して、学習用補正パラメータを算出する。

[0215] ここで、第2入力画像に関する品質情報は、例えば、対象領域生成部212及び対象情報取得部215の機能を用いて取得されてもよく、第2訓練データに含まれてもよい。さらに、第2入力画像が画像劣化部(不図示)を用いて作成される場合、第2入力画像に関する品質情報は、当該ユーザが指定する品質であり、画像劣化部から取得されてもよい。

[0216] 第2特徴量抽出部721bは、学習用補正パラメータで補正された学習済みの特徴量抽出モデルに第2入力画像を入力して、第2特徴量を抽出する。第2特徴量は、第2入力画像に含まれる対象領域の特徴量であり、以下においても同様である。

[0217] 第2損失算出部721cは、第2正解ラベルと第2特徴量とに基づいて、第2損失を算出する。損失関数には、二乗和誤差、交差エントロピー誤差等の一般的な損失関数が用いられるとよい。

[0218] 第2更新部721dは、第2損失に基づいて、第1補正パラメータ推定モデルに含まれるパラメータを更新する。この更新では、勾配降下法、確率的勾配降下法等の一般的な最適化手法が用いられるとよい。

[0219] (情報処理装置700の処理動作例)

情報処理装置700が実行する情報処理は、例えば実施形態2で説明した情報処理に加えて、図24及び25のそれぞれに示すような第1学習処理及び第2学習処理をさらに含むとよい。

[0220] 第1学習処理は、特徴量抽出モデルを学習させるための処理である。第2

学習処理は、第1補正パラメータ推定モデルを学習させるための処理である。第2学習処理では、第1学習処理を実行することで学習済みの特徴量抽出モデルを用いて実行される。そのため、第2学習処理は、第1学習処理の後に実行されるとよい。

[0221] 第1学習処理は、例えばユーザからの指示を受けて開始されるとよい。第2学習処理は、例えば、第1学習処理に続けて自動的に実行されてもよく、ユーザからの指示を受けて開始されてもよい。第1訓練データ及び第2訓練データは、学習処理を開始する前に準備されるとよい。なお、学習処理を開始するトリガは、これに限られない。

[0222] (第1学習処理について)

図24を参照する。

第1特徴量抽出部720aは、第1入力画像を特徴量抽出モデルに入力して、第1特徴量を抽出する(ステップS701)。

[0223] 第1損失算出部720bは、第1正解ラベルと第1特徴量とに基づいて、損失を算出する(ステップS702)。

[0224] 第1更新部720cは、第1損失に基づいて、特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを更新し(ステップS703)、第1学習処理を終了する。これにより、特徴量抽出モデルの学習が完了する。

[0225] (第2学習処理について)

第2学習処理では、第1学習処理を実行することで学習をした特徴量抽出モデル、すなわち学習済みの特徴量抽出モデルが用いられる。

[0226] 図25を参照する。

学習用算出部721aは、第2入力画像の品質情報を第1補正パラメータ推定モデルに入力して、学習用補正パラメータを算出する(ステップS711)。

[0227] 第2特徴量抽出部721bは、第2入力画像を、学習用補正パラメータで補正された学習済みの特徴量抽出モデルに入力して、第2特徴量を抽出する(ステップS712)。

- [0228] 第2損失算出部721cは、第2正解ラベルと第2特徴量とに基づいて、第2損失を算出する（ステップS713）。
- [0229] 第2更新部721dは、第2損失に基づいて、第1補正パラメータ推定モデルに含まれるパラメータを更新し（ステップS714）、第2学習処理を終了する。これにより、第1補正パラメータ推定モデルの学習が完了する。
- [0230] （作用・効果）
- 以上、本実施形態によれば、情報処理装置700は、第1訓練データを用いて、特徴量抽出モデルの学習を行う第1学習部720と、第2訓練データを用いて、第1補正パラメータ推定モデルの学習を行う第2学習部721とを備える。
- [0231] 第1訓練データは、学習用の入力画像である第1入力画像を含む。第2訓練データは、学習用の入力画像である第2入力画像を含む。第1入力画像における対象領域は、第2入力画像における対象領域よりも高品質である。
- [0232] これにより、高品質な学習用画像（第1入力画像）を用いて特徴量抽出モデルの学習を行い、低品質な学習用画像（第2入力画像）を用いて第1補正パラメータ推定モデルの学習を行うことができる。そのため、対象領域の特徴量を精度良く抽出できるように、特徴量抽出モデルと第1補正パラメータ推定モデルとの各々を学習させることができる。従って、より精度良く認証を行うことが可能になる。
- [0233] [実施形態8]
- 本実施形態では、実施形態2で説明した第1補正パラメータ推定モデル及び特徴量抽出モデルの学習方法の第3例について説明する。本実施形態では、特徴量ノルム（特徴量ベクトルのノルム）を用いて、特徴量抽出モデルと第1補正パラメータ推定モデルとを個別に学習させる例を説明する。
- [0234] （情報処理システムSYS8及び情報処理装置800の構成例）
- 情報処理システムSYS8は、図26に示すように、撮影装置201と、情報処理装置800とを備える。情報処理装置800は、情報処理装置200が備える機能に加えて、第1学習部820と第2学習部821とを備える

- 。
- [0235] 第1学習部820は、予め準備される第1訓練データを用いて、特徴量抽出モデルの学習を行う。第2学習部821は、予め準備される第2訓練データを用いて、第1補正パラメータ推定モデルの学習を行う。
- [0236] 第1訓練データは、学習用の入力画像である第1入力画像を含む。第1訓練データは、さらに、第1入力画像に対応付けられた正解ラベルである第1正解ラベルと、第1正解ノルムとを含むとよい。
- [0237] 第1正解ノルムは、例えば、第1入力画像における対象領域から抽出される特徴量のノルムの正解値である。特徴量のノルムとは、特徴量を表すベクトル（特徴量ベクトル）のノルムであり、以下においても同様である。
- [0238] 第2訓練データは、学習用の入力画像である第2入力画像を含む。第2訓練データは、さらに、第2入力画像に対応付けられた正解ラベルである第2正解ラベルと、第2正解ノルムを含むとよい。
- [0239] 第2正解ノルムは、例えば、第2入力画像における対象領域から抽出される特徴量のノルムの正解値である。
- [0240] 第1入力画像における対象領域は、第2入力画像における対象領域よりも高品質である。このような第2入力画像は、実施形態7で説明したように、適宜の方法で準備されるとよい。すなわち、例えば、第2入力画像は、情報処理装置800が備える画像劣化部（不図示）を用いて第1入力画像の画質を低下させることで取得されてもよい。なお、第2入力画像を準備する方法は、これに限られない。
- [0241] 第1学習部820及び第2学習部821は、画質が異なる学習用画像を含む第1訓練データ及び第2訓練データを用いて、特徴量抽出モデルと第1補正パラメータ推定モデルとのそれぞれの学習を個別に行う。
- [0242] （第1学習部820の構成例）
- 第1学習部820は、図27に示すように、第1特徴量抽出部720aと、第1損失算出部720bと、第1ノルム算出部820cと、第1ノルム損失算出部820dと、損失統合部820eと、第1更新部820fとを含む

- 。
- [0243] 第1ノルム算出部820cは、第1特徴量（特徴量ベクトル）のノルムである第1ノルムを算出する。
- [0244] 第1ノルム損失算出部820dは、第1訓練データに含まれる第1正解ノルムと、第1ノルムとに基づいて、第1ノルム損失を算出する。損失関数には、二乗和誤差、交差エントロピー誤差等の一般的な損失関数が用いられるとよい。
- [0245] 損失統合部820eは、第1損失と第1ノルム損失とを統合した統合損失を算出する。例えば、損失統合部820eは、第1損失と第1ノルム損失とのそれぞれに予め定められた重みを乗じた後に、それらを加算することで、統合損失を算出する。
- [0246] 第1更新部820fは、特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを更新する。この更新では、勾配降下法、確率的勾配降下法等の一般的な最適化手法が用いられるとよい。
- [0247] （第2学習部821の構成例）
- 第2学習部821は、図28に示すように、学習用算出部721aと、第2特徴量抽出部721bと、第2ノルム算出部821cと、第2ノルム損失算出部821dと、第2更新部821eとを含む。
- [0248] 第2ノルム算出部821cは、第2特徴量のノルムである第2ノルムを算出する。
- [0249] 第2ノルム損失算出部821dは、第2訓練データに含まれる正解ノルムと、第2ノルムとに基づいて、第2ノルム損失を算出する。損失関数には、二乗和誤差、交差エントロピー誤差等の一般的な損失関数が用いられるとよい。
- [0250] 第2更新部821eは、第2ノルム損失に基づいて、第1補正パラメータ推定モデルに含まれるパラメータを更新する。この更新では、勾配降下法、確率的勾配降下法等の一般的な最適化手法が用いられるとよい。
- [0251] （情報処理装置800の処理動作例）

情報処理装置 800 が実行する情報処理は、例えば実施形態 2 で説明した情報処理に加えて、図 29 及び 30 のそれぞれに示すような第 1 学習処理及び第 2 学習処理をさらに含むとよい。

[0252] 第 1 学習処理は、特徴量抽出モデルを学習させるための処理である。第 2 学習処理は、第 1 補正パラメータ推定モデルを学習させるための処理である。第 2 学習処理では、第 1 学習処理を実行することで学習済みの特徴量抽出モデルを用いて実行される。そのため、第 2 学習処理は、第 1 学習処理の後に実行されるとよい。

[0253] 第 1 学習処理は、例えばユーザからの指示を受けて開始されるとよい。第 2 学習処理は、例えば、第 1 学習処理に続けて自動的に実行されてもよく、ユーザからの指示を受けて開始されてもよい。第 1 訓練データ及び第 2 訓練データは、学習処理を開始する前に準備されるとよい。なお、学習処理を開始するトリガは、これに限られない。

[0254] (第 1 学習処理について)

図 29 を参照する。

実施形態 7 で説明したステップ S701 ~ S702 が実行される。

[0255] 第 1 ノルム算出部 820c は、第 1 特徴量のノルムである第 1 ノルムを算出する (ステップ S803)。

[0256] 第 1 ノルム損失算出部 820d は、第 1 訓練データに含まれる第 1 正解ノルムと、第 1 ノルムとに基づいて、第 1 ノルム損失を算出する (ステップ S804)。

[0257] 損失統合部 820e は、第 1 損失と第 1 ノルム損失とを統合した統合損失を算出する (ステップ S805)。

[0258] 第 1 更新部 820f は、特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを更新し (ステップ S806)、第 1 学習処理を終了する。これにより、特徴量抽出モデルの学習が完了する。

[0259] (第 2 学習処理について)

図 30 を参照する。

実施形態7で説明したステップS711～S712が実行される。

[0260] 学習用算出部721aと、第2特徴量抽出部721bと、第2ノルム算出部821cと、第2ノルム損失算出部821dと、第2更新部821eとを含む。

[0261] 第2ノルム算出部821cは、第2特徴量のノルムである第2ノルムを算出する（ステップS813）。

[0262] 第2ノルム損失算出部821dは、第2訓練データに含まれる正解ノルムと、ステップS813で算出された第2ノルムとに基づいて、第2ノルム損失を算出する（ステップS814）。

[0263] 第2更新部821eは、第2ノルム損失に基づいて、第1補正パラメータ推定モデルに含まれるパラメータを更新し（ステップS815）、第2学習処理を終了する。これにより、第1補正パラメータ推定モデルの学習が完了する。

[0264] （作用・効果）

以上、本実施形態によれば、情報処理装置800は、第1学習部820と第2学習部821とを備える。

[0265] 第1学習部820は、第1特徴量抽出部720aと、第1損失算出部720bと、第1ノルム算出部820cと、第1ノルム損失算出部820dと、損失統合部820eと、第1更新部820fとを含む。

[0266] 第1特徴量抽出部720aは、第1入力画像を特徴量抽出モデルに入力して、第1入力画像の特徴量である第1特徴量を抽出する。第1損失算出部720bは、第1訓練データに含まれる正解ラベルと、第1特徴量とに基づいて、第1損失を算出する。

[0267] 第1ノルム算出部820cは、第1特徴量のノルムである第1ノルムを算出する。第1ノルム損失算出部820dは、第1訓練データに含まれる正解ノルムと、第1ノルムとに基づいて、第1ノルム損失を算出する。損失統合部820eは、第1損失と第1ノルム損失とを統合した統合損失を算出する。第1更新部820fは、統合損失に基づいて、特徴量抽出モデルに含まれ

るパラメータを更新する。

[0268] 第2学習部821は、学習用算出部721aと、第2特徴量抽出部721bと、第2ノルム算出部821cと、第2ノルム損失算出部821dと、第2更新部821eとを含む。

[0269] 学習用算出部721aは、第2入力画像の品質情報を第1補正パラメータ推定モデルに入力して、学習用補正パラメータを算出する。第2特徴量抽出部721bは、第2入力画像を、学習用補正パラメータで補正された学習済みの特徴量抽出モデルに入力して、第2入力画像の特徴量である第2特徴量を抽出する。

[0270] 第2ノルム算出部821cは、第2特徴量のノルムである第2ノルムを算出する。第2ノルム損失算出部821dは、第2訓練データに含まれる正解ノルムと、第2ノルムとに基づいて、第2ノルム損失を算出する。第2更新部821eは、第2ノルム損失に基づいて、第1補正パラメータ推定モデルに含まれるパラメータを更新する。

[0271] これにより、高品質な学習用画像（第1入力画像）を用いて特徴量抽出モデルの学習を行い、低品質な学習用画像（第2入力画像）を用いて第1補正パラメータ推定モデルの学習を行うことができる。また、上述のように、画像の品質と、当該画像から抽出される特徴量ベクトルのノルムとの間には相関がある。そのため、対象領域の特徴量をより一層精度良く抽出できるように、特徴量抽出モデルと第1補正パラメータ推定モデルとの各々を学習させることができる。従って、より一層精度良く認証を行うことが可能になる。

[0272] [実施形態10]

実施形態9では、ステップS814で用いられる第2訓練データに含まれる正解ノルムが、第2入力画像における対象領域から抽出される特徴量のノルムの正解値である例を説明した。しかし、第2訓練データに含まれる正解ノルムは、これに限られない。

[0273] 一般的に、画像の品質が高い程、当該画像から抽出される特徴量のノルムが長くなり、当該画像を用いた認証結果のエラー率が低くなる。そのため、

特徴抽出モデルを用いて画像から抽出される特徴量のノルム長さが長くなる補正パラメータを得るように第1補正パラメータ推定モデルを学習させることで、当該画像を用いた認証結果のエラー率の低減を図ることができる。

[0274] そこで例えば、第2訓練データに含まれる正解ノルム（以下、「第2正解ノルム」と称する。）には、第1訓練データに含まれる正解ノルム（以下、「第1正解ノルム」と称する。）の平均値が用いられてもよい。第1入力画像は、上述のように第2入力画像よりも品質が高い。そのため、このような第2訓練データを用いることで、低品質画像から抽出される特徴量のノルムの長さを、高品質画像から抽出される場合のそれと同程度の長さに近づける補正パラメータが得られるように、第1補正パラメータ推定モデルを学習させることができる。従って、精度良く認証を行うことが可能になる。

[0275] [実施形態11]

本実施形態では、実施形態3で説明した中間特徴量抽出モデル、第2補正パラメータ推定モデル及び特徴量抽出モデルの学習方法の第1例について説明する。

[0276] (情報処理システムSYS9及び情報処理装置900の構成例)

情報処理システムSYS9は、図31に示すように、撮影装置201と、情報処理装置900とを備える。情報処理装置900は、情報処理装置300が備える機能に加えて、学習部919を備える。

[0277] 学習部919は、予め準備される訓練データを用いて、特徴量抽出モデルと第2補正パラメータ推定モデルと中間特徴量抽出モデルとの学習を行う。すなわち、学習部919は、特徴量抽出モデルと第1補正パラメータ推定モデルとで共通の訓練データを用いて、特徴量抽出モデルと第1補正パラメータ推定モデルとの学習を、End-to-Endで同時に行う。訓練データは、例えば、学習用入力画像と、正解ラベルとを含むとよい。

[0278] 詳細には例えば、学習部919は、図32に示すように、学習用対象情報取得部919aと、学習用算出部919bと、学習用特徴量抽出部919cと、損失算出部919dと、更新部919eとを含む。

- [0279] 学習用対象情報取得部 919a は、学習用入力画像を中間特徴量抽出モデルに入力して、学習用中間特徴量を抽出する。学習用中間特徴量は、学習用入力画像における対象領域の中間特徴量である。
- [0280] 学習用算出部 919b は、学習用中間特徴量を第 2 補正パラメータ推定モデルに入力して、学習用補正パラメータを算出する。
- [0281] 学習用特徴量抽出部 919c は、学習用中間特徴量を、学習用補正パラメータで補正した特徴量抽出モデルに入力して、学習用特徴量を抽出する。学習用特徴量は、学習用入力画像における対象領域の特徴量である。
- [0282] 損失算出部 919d は、訓練データに含まれる正解ラベルと学習用特徴量とに基づいて、損失を算出する。損失関数には、二乗和誤差、交差エントロピー誤差等の一般的な損失関数が用いられるとよい。
- [0283] 更新部 919e は、損失に基づいて、特徴量抽出モデルと第 2 補正パラメータ推定モデルと中間特徴量抽出モデルとの各々に含まれるパラメータを更新する。この更新では、勾配降下法、確率的勾配降下法等の一般的な最適化手法が用いられるとよい。
- [0284] (情報処理装置 900 の処理動作例)
- 情報処理装置 600 が実行する情報処理は、例えば実施形態 3 で説明した情報処理に加えて、図 33 に示すような学習処理をさらに含むとよい。学習処理は、例えばユーザからの指示を受けて開始されるとよい。訓練データは、学習処理を開始する前に準備されるとよい。なお、学習処理を開始するトリガは、これに限られない。
- [0285] 学習用対象情報取得部 919a は、学習用入力画像を中間特徴量抽出モデルに入力して、学習用中間特徴量を抽出する (ステップ S901)。
- [0286] 学習用算出部 919b は、学習用中間特徴量を第 2 補正パラメータ推定モデルに入力して、学習用補正パラメータを算出する (ステップ S902)。
- [0287] 学習用特徴量抽出部 919c は、学習用中間特徴量を、学習用補正パラメータで補正した特徴量抽出モデルに入力して、学習用特徴量を抽出する (ステップ S903)。

[0288] 損失算出部919dは、訓練データに含まれる正解ラベルと学習用特徴量とに基づいて、損失を算出する（ステップS904）。

[0289] 更新部919eは、損失に基づいて、特徴量抽出モデルと第2補正パラメータ推定モデルと中間特徴量抽出モデルとの各々に含まれるパラメータを更新し（ステップS905）、学習処理を終了する。

[0290] （作用・効果）

以上、本実施形態によれば、情報処理装置900は、訓練データを用いて、特徴量抽出モデルと第2補正パラメータ推定モデルと中間特徴量抽出モデルとの学習を行う学習部919を備える。

[0291] これにより、共通の訓練データを用いて、特徴量抽出モデルと第2補正パラメータ推定モデルと中間特徴量抽出モデルとの学習を同時に行うことができる。そのため、モデルごとに訓練データを準備するよりも、訓練データを準備する手間を軽減することができる。また、特徴量抽出モデルと第2補正パラメータ推定モデルと中間特徴量抽出モデルとの各モデルを個別に学習させるよりも学習のための手間を軽減することができる。従って、特徴量抽出モデルと第2補正パラメータ推定モデルと中間特徴量抽出モデルとを容易に学習させることが可能になる。

[0292] [実施形態11]

本実施形態では、実施形態3で説明した中間特徴量抽出モデル、第2補正パラメータ推定モデル及び特徴量抽出モデルの学習方法の第2例について説明する。

[0293] （情報処理システムSYS10及び情報処理装置1000の構成例）

情報処理システムSYS10は、図34に示すように、撮影装置201と、情報処理装置1000とを備える。情報処理装置1000は、情報処理装置300が備える機能に加えて、第1学習部1020と第2学習部1021とを備える。

[0294] 第1学習部1020は、予め準備される第1訓練データを用いて、特徴量抽出モデルの学習を行う。第2学習部1021は、予め準備される第2訓練

データを用いて、第2補正パラメータ推定モデルの学習を行う。

[0295] 第1訓練データ及び第2訓練データは、実施形態8で説明した第1訓練データ及び第2訓練データのそれぞれと同様でよい。すなわち、例えば、第1訓練データは、学習用の入力画像である第1入力画像と、第1正解ラベルとを含むとよい。また例えば、第2訓練データは、学習用の入力画像である第2入力画像と、第2正解ラベルとを含むとよい。

[0296] 第1入力画像における対象領域は、第2入力画像における対象領域よりも高品質である。このような第2入力画像を準備する方法は、実施形態8で説明した方法と同様でよい。

[0297] 第1学習部1020及び第2学習部1021は、画質が異なる学習用画像を含む第1訓練データ及び第2訓練データを用いて、特徴量抽出モデルと第1補正パラメータ推定モデルとのそれぞれの学習を個別に行う。

[0298] (第1学習部1020の構成例)

第1学習部1020は、図35に示すように、第1学習用対象情報取得部1020aと、第1特徴量抽出部1020bと、第1損失算出部1020cと、第1更新部1020dとを含む。

[0299] 第1学習用対象情報取得部1020aは、第1入力画像を中間特徴量抽出モデルに入力して、第1中間特徴量を抽出する。第1中間特徴量は、第1入力画像に含まれる対象領域の中間特徴量である。

[0300] 第1特徴量抽出部1020bは、第1中間特徴量を特徴量抽出モデルに入力して、第1特徴量を抽出する。

[0301] 第1損失算出部1020cは、第1正解ラベルと、第1特徴量とに基づいて、第1損失を算出する。損失関数には、二乗和誤差、交差エントロピー誤差等の一般的な損失関数が用いられるとよい。

[0302] 第1更新部1020dは、第1損失に基づいて、中間特徴量抽出モデル及び特徴量抽出モデルの各々に含まれるパラメータを更新する。この更新では、勾配降下法、確率的勾配降下法等の一般的な最適化手法が用いられるとよい。

[0303] (第2学習部1021の構成例)

第2学習部1021は、図36に示すように、第2学習用対象情報取得部1021aと、学習用算出部1021bと、第2特徴量抽出部1021cと、第2損失算出部1021dと、第2更新部1021eとを含む。

[0304] 第2学習用対象情報取得部1021aは、第2入力画像を、学習済みの中間特徴量抽出モデルに入力して、第2中間特徴量を抽出する。第2中間特徴量は、第2入力画像に含まれる対象領域の中間特徴量である。

[0305] 学習用算出部1021bは、第2中間特徴量を第2補正パラメータ推定モデルに入力して、学習用補正パラメータを算出する。

[0306] 第2特徴量抽出部1021cは、学習用補正パラメータで補正された学習済みの特徴量抽出モデルに第2入力画像を入力して、第2特徴量を抽出する。

[0307] 第2損失算出部1021dは、第2正解ラベルと第2特徴量とに基づいて、第2損失を算出する。損失関数には、二乗和誤差、交差エントロピー誤差等の一般的な損失関数が用いられるとよい。

[0308] 第2更新部1021eは、第2損失に基づいて、第2補正パラメータ推定モデルに含まれるパラメータを更新する。この更新では、勾配降下法、確率的勾配降下法等の一般的な最適化手法が用いられるとよい。

[0309] (情報処理装置1000の処理動作例)

情報処理装置1000が実行する情報処理は、例えば実施形態3で説明した情報処理に加えて、図37及び38のそれぞれに示すような第1学習処理及び第2学習処理をさらに含むとよい。

[0310] 第1学習処理は、中間特徴量抽出モデル及び特徴量抽出モデルを学習させるための処理である。第2学習処理は、第2補正パラメータ推定モデルを学習させるための処理である。第2学習処理では、第1学習処理を実行することで学習済みの中間特徴量抽出モデル及び特徴量抽出モデルを用いて実行される。そのため、第2学習処理は、第1学習処理の後に実行されるとよい。

[0311] 第1学習処理は、例えばユーザからの指示を受けて開始されるとよい。第

2学習処理は、例えば、第1学習処理に続けて自動的に実行されてもよく、ユーザからの指示を受けて開始されてもよい。第1訓練データ及び第2訓練データは、学習処理を開始する前に準備されるとよい。なお、学習処理を開始するトリガは、これに限られない。

[0312] 図37を参照する。

第1学習用対象情報取得部1020aは、第1入力画像を中間特徴量抽出モデルに入力して、第1中間特徴量を抽出する（ステップS1001）。

[0313] 第1特徴量抽出部1020bは、第1中間特徴量を特徴量抽出モデルに入力して、第1特徴量を抽出する（ステップS1002）。

[0314] 第1損失算出部1020cは、第1正解ラベルと第1特徴量とに基づいて、第1損失を算出する（ステップS1003）。

[0315] 第1更新部1020dは、第1損失に基づいて、中間特徴量抽出モデル及び特徴量抽出モデルの各々に含まれるパラメータを更新し（ステップS1004）、第1学習処理を終了する。これにより、中間特徴量抽出モデル及び特徴量抽出モデルの学習が完了する。

[0316] （第2学習処理について）

第2学習処理では、第1学習処理を実行することで学習をした中間特徴量抽出モデル及び特徴量抽出モデル、すなわち学習済みの中間特徴量抽出モデル及び特徴量抽出モデルが用いられる。

[0317] 図38を参照する。

第2学習用対象情報取得部1021aは、第2入力画像を、学習済みの中間特徴量抽出モデルに入力して、第2中間特徴量を抽出する（ステップS1011）。

[0318] 学習用算出部1021bは、第2中間特徴量を第2補正パラメータ推定モデルに入力して、学習用補正パラメータを算出する（ステップS1012）。

[0319] 第2特徴量抽出部1021cは、学習用補正パラメータで補正された学習済みの特徴量抽出モデルに第2入力画像を入力して、第2特徴量を抽出する

(ステップS1013)。

[0320] 第2損失算出部1021dは、第2正解ラベルと第2特徴量とに基づいて、第2損失を算出する(ステップS1014)。

[0321] 第2更新部1021eは、第2損失に基づいて、第2補正パラメータ推定モデルに含まれるパラメータを更新し(ステップS1015)、第2学習処理を終了する。これにより、第2補正パラメータ推定モデルの学習が完了する。

[0322] (作用・効果)

以上、本実施形態によれば、情報処理装置700は、第1学習部1020と第2学習部1021とを備える。第1学習部1020は、第1訓練データを用いて、特徴量抽出モデルと中間特徴量抽出モデルとの学習を行う。第2学習部1021は、第2訓練データを用いて、第2補正パラメータ推定モデルの学習を行う。

[0323] 第1訓練データは、学習用の前記入力画像である第1入力画像を含む。第2訓練データは、学習用の前記入力画像である第2入力画像を含む。第1入力画像における対象領域は、第2入力画像における対象領域よりも高品質である。

[0324] これにより、高品質な学習用画像(第1入力画像)を用いて特徴量抽出モデルの学習を行い、低品質な学習用画像(第2入力画像)を用いて第2補正パラメータ推定モデルの学習を行うことができる。そのため、対象領域の特徴量を精度良く抽出できるように、特徴量抽出モデルと第2補正パラメータ推定モデルとの各々を学習させることができる。従って、より精度良く認証を行うことが可能になる。

[0325] [実施形態12]

本実施形態では、実施形態3で説明した中間特徴量抽出モデル、第2補正パラメータ推定モデル及び特徴量抽出モデルの学習方法の第3例について説明する。実施形態8で説明したように、特徴量ノルム(特徴量ベクトルのノルム)を用いて、中間特徴量抽出モデル及び特徴量抽出モデルと、第1補正

パラメータ推定モデルと、が個別に学習されてもよい。

[0326] この場合、実施形態 8 における「特徴量抽出モデル」が、「中間特徴量抽出モデル及び特徴量抽出モデル」に置き換えられるとよい。また、実施形態 8 における「第 1 補正パラメータ推定モデル」が「第 2 補正パラメータ推定モデル」に置き換えられるとよい。

[0327] すなわち、本実施形態では、第 1 特徴量抽出部 720 a は、第 1 入力画像を中間特徴量抽出モデル及び特徴量抽出モデルに入力して、第 1 入力画像の特徴量である第 1 特徴量を抽出する。第 1 損失算出部 720 b は、第 1 訓練データに含まれる正解ラベルと、第 1 特徴量とに基づいて、第 1 損失を算出する。

[0328] 第 1 ノルム算出部 820 c は、第 1 特徴量のノルムである第 1 ノルムを算出する。第 1 ノルム損失算出部 820 d は、第 1 訓練データに含まれる正解ノルムと、第 1 ノルムとに基づいて、第 1 ノルム損失を算出する。損失統合部 820 e は、第 1 損失と第 1 ノルム損失とを統合した統合損失を算出する。第 1 更新部 820 f は、統合損失に基づいて、特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを更新する。

[0329] 学習用算出部 721 a は、第 2 入力画像の品質情報を第 2 補正パラメータ推定モデルに入力して、学習用補正パラメータを算出する。第 2 特徴量抽出部 721 b は、第 2 入力画像を、学習用補正パラメータで補正された学習済みの中間特徴量抽出モデル及び特徴量抽出モデルに入力して、第 2 入力画像の特徴量である第 2 特徴量を抽出する。

[0330] 第 2 ノルム算出部 821 c は、第 2 特徴量のノルムである第 2 ノルムを算出する。第 2 ノルム損失算出部 821 d は、第 2 訓練データに含まれる正解ノルムと、第 2 ノルムとに基づいて、第 2 ノルム損失を算出する。第 2 更新部 821 e は、第 2 ノルム損失に基づいて、第 2 補正パラメータ推定モデルに含まれるパラメータを更新する。

[0331] これにより、高品質な学習用画像（第 1 入力画像）を用いて中間特徴量抽出モデル及び特徴量抽出モデルの学習を行い、低品質な学習用画像（第 2 入

力画像)を用いて第2補正パラメータ推定モデルの学習を行うことができる。また、上述のように、画像の品質と、当該画像から抽出される特徴量ベクトルのノルムとの間には相関がある。そのため、対象領域の特徴量をより一層精度良く抽出できるように、中間特徴量抽出モデル及び特徴量抽出モデルと、第2補正パラメータ推定モデルと、を個別に学習させることができる。従って、より一層精度良く認証を行うことが可能になる。

[0332] [実施形態13]

実施形態4で説明した補正用係数推定モデルの学習では、上述の実施形態7～12で説明した方法を適用することができる。

[0333] 例えば、実施形態4において対象領域の品質情報を対象情報として用いる場合、補正用係数推定モデルの学習には、実施形態7～9で説明した方法を適用することができる。詳細には例えば、実施形態7～9における「第1補正パラメータ推定モデル」が「補正用係数推定モデル」に置き換えられるとよい。学習時にも、予め設定される辞書パラメータ及び第2関係が、必要に応じて用いられるとよい。

[0334] より詳細には例えば、実施形態7で説明した方法を補正用係数推定モデルの学習に適用する場合、学習部619は、訓練データを用いて、特徴量抽出モデルと補正用係数推定モデルとの学習を行うとよい。

[0335] 実施形態8で説明した方法を補正用係数推定モデルの学習に適用する場合、第2学習部721は、第2訓練データを用いて、第2補正パラメータ推定モデルの学習を行うとよい。

[0336] 実施形態9で説明した方法を補正用係数推定モデルの学習に適用する場合、学習用算出部721aは、第2入力画像の品質情報を補正用係数推定モデルに入力して、学習用補正パラメータを算出するとよい。第2更新部821eは、第2ノルム損失に基づいて、補正用係数推定モデルに含まれるパラメータを更新するとよい。

[0337] これにより、実施形態7～9のそれぞれと概ね同様の効果を奏する。

[0338] 例えば、実施形態4において対象領域の中間特徴量を対象情報として用い

る場合、補正用係数推定モデルの学習には、実施形態10～12で説明した方法を適用することができる。詳細には例えば、実施形態10～12における「第2補正パラメータ推定モデル」が「補正用係数推定モデル」に置き換えられるとよい。学習時にも、予め設定される辞書パラメータ及び第2関係が、必要に応じて用いられるとよい。

[0339] より詳細には例えば、実施形態10で説明した方法を補正用係数推定モデルの学習に適用する場合、学習部919は、訓練データを用いて、特徴量抽出モデルと補正用係数推定モデルと中間特徴量抽出モデルとの学習を行うとよい。

[0340] 実施形態11で説明した方法を補正用係数推定モデルの学習に適用する場合、第2学習部1021は、第2訓練データを用いて、補正用係数推定モデルの学習を行うとよい。

[0341] 実施形態12で説明した方法を補正用係数推定モデルの学習に適用する場合、学習用算出部721aは、第2入力画像の品質情報を補正用係数推定モデルに入力して、学習用補正パラメータを算出するとよい。第2更新部821eは、第2ノルム損失に基づいて、補正用係数推定モデルに含まれるパラメータを更新するとよい。

[0342] これにより、実施形態10～12のそれぞれと概ね同様の効果を奏する。

[0343] 以上、実施形態を参照して本開示を説明したが、本開示は上述の実施形態に限定されるものではない。本開示の構成や詳細には、本開示のスコープ内で当業者が理解し得る様々な変更をすることができる。そして、各実施形態は、適宜他の実施形態等と組み合わせることができる。

[0344] また、上述の説明で用いた複数のフローチャートでは、複数の工程（処理）が順番に記載されているが、各実施形態で実行される工程の実行順序は、その記載の順番に制限されない。各実施形態では、図示される工程の順番を内容的に支障のない範囲で変更することができる。

[0345] 上記の実施形態の一部または全部は、以下の付記のようにも記載されうるが、以下に限られない。

1.

入力画像における対象領域に関する対象情報を取得する対象情報取得手段と、

前記対象情報に基づいて、前記対象領域の特徴量を抽出する特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを補正するための補正パラメータを算出する算出手段と、

前記補正パラメータで補正された前記特徴量抽出モデルを用いて、前記対象領域の特徴量を抽出する抽出手段と、

前記対象領域の特徴量と、予め登録された登録情報とを照合した結果を出力する照合手段と、を備える

情報処理装置。

2.

前記入力画像は、前記対象領域である虹彩領域を含む画像であり、

前記特徴量抽出モデルは、少なくとも1つの正規化層を含むニューラルネットワークから構成され、

前記補正パラメータを用いて補正される前記パラメータは、前記正規化層で用いられるパラメータである

1. に記載の情報処理装置。

3.

前記対象情報は、前記対象領域の品質情報、前記対象領域の中間特徴量、前記対象領域に関する統計量の少なくとも1つを含む

1. 又は2. に記載の情報処理装置。

4.

前記対象情報は、前記対象領域の前記品質情報を推定するための品質推定モデルに、前記対象領域を入力することで推定された前記品質情報を含み、

前記補正パラメータは、前記補正パラメータを推定するための第1補正パラメータ推定モデルに前記対象情報を入力することで算出される

3. に記載の情報処理装置。

5.

前記対象情報は、（前記入力画像における）前記対象領域の前記中間特徴量を抽出するための中間特徴量抽出モデルに、前記対象領域を入力することで抽出された前記中間特徴量を含み、

前記補正パラメータは、前記補正パラメータを推定するための第2補正パラメータ推定モデルに前記対象情報を入力することで算出される

3. に記載の情報処理装置。

6.

前記対象情報は、前記対象領域の前記品質情報又は前記対象領域の前記中間特徴量を含み、

前記補正パラメータは、前記対象情報を補正用係数推定モデルに入力することで取得された補正用係数と、予め記憶される辞書パラメータとを、予め定められた第1関係に適用することで算出される

3. に記載の情報処理装置。

7.

前記対象情報は、前記対象領域の前記中間特徴量を用いて算出された前記対象領域に関する前記統計量を含み、

前記補正パラメータは、前記対象領域に関する前記統計量と、予め保持される辞書パラメータとを、予め定められた第2関係に適用することで算出される

3. に記載の情報処理装置。

8.

前記対象情報は、前記対象領域の前記中間特徴量と、前記対象領域に関する前記統計量とを含み、

前記補正パラメータは、前記対象領域の前記中間特徴量と、前記対象領域に関する前記統計量とに基づいて算出される

3. に記載の情報処理装置。

9.

訓練データを用いて、前記特徴量抽出モデルと前記第1補正パラメータ推定モデルとの学習を行う学習手段をさらに備える

4. に記載の情報処理装置。

10.

第1訓練データを用いて、前記特徴量抽出モデルの学習を行う第1学習手段と、

第2訓練データを用いて、前記第1補正パラメータ推定モデルの学習を行う第2学習手段とを備え、

前記第1訓練データは、学習用の前記入力画像である第1入力画像を含み

前記第2訓練データは、学習用の前記入力画像である第2入力画像を含み

、

前記第1入力画像における前記対象領域は、前記第2入力画像における前記対象領域よりも高品質である

4. に記載の情報処理装置。

11.

前記第1学習手段は、

前記第1入力画像を前記特徴量抽出モデルに入力して、第1入力画像の特徴量である第1特徴量を抽出する第1特徴量抽出手段と、

前記第1訓練データに含まれる正解ラベルと、前記第1特徴量とに基づいて、第1損失を算出する第1損失算出手段と、

前記第1特徴量のノルムである第1ノルムを算出する第1ノルム算出手段と、

前記第1訓練データに含まれる正解ノルムと、前記第1ノルムとに基づいて、第1ノルム損失を算出する第1ノルム損失算出手段と、

前記第1損失と前記第1ノルム損失とを統合した統合損失を算出する損失統合手段と、

前記統合損失に基づいて、前記特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを更新する第1更新手段とを含み、

前記第2学習手段は、

第2入力画像の品質情報を前記第1補正パラメータ推定モデルに入力して、学習用補正パラメータを算出する学習用算出手段

前記第2入力画像を、前記学習用補正パラメータで補正された学習済みの前記特徴量抽出モデルに入力して、前記第2入力画像の特徴量である第2特徴量を抽出する第2特徴量抽出手段と、

前記第2特徴量のノルムである第2ノルムを算出する第2ノルム算出手段と、

前記第2訓練データに含まれる正解ノルムと、前記第2ノルムとに基づいて、第2ノルム損失を算出する第2ノルム損失算出手段と、

前記第2ノルム損失に基づいて、前記第1補正パラメータ推定モデルに含まれるパラメータを更新する第2更新手段とを含む

10. に記載の情報処理装置。

12.

訓練データを用いて、前記特徴量抽出モデルと前記第2補正パラメータ推定モデルと前記中間特徴量抽出モデルとの学習を行う学習手段をさらに備える

5. に記載の情報処理装置。

13.

第1訓練データを用いて、前記特徴量抽出モデルと前記中間特徴量抽出モデルとの学習を行う第1学習手段と、

第2訓練データを用いて、前記第2補正パラメータ推定モデルの学習を行う第2学習手段とを備え、

前記第1訓練データは、学習用の前記入力画像である第1入力画像を含み

前記第2訓練データは、学習用の前記入力画像である第2入力画像を含み

、

前記第1入力画像における前記対象領域は、前記第2入力画像における前記対象領域よりも高品質である

5. に記載の情報処理装置。

14.

入力画像における対象領域に関する対象情報を取得する対象情報取得手段と、

前記対象情報に基づいて、前記対象領域の特徴量を抽出する特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを補正するための補正パラメータを算出する算出手段と、

前記補正パラメータで補正された前記特徴量抽出モデルを用いて、前記対象領域の特徴量を抽出する抽出手段と、

前記対象領域の特徴量と、予め登録された登録情報とを照合した結果を出力する照合手段と、を備える

情報処理システム。

15.

前記入力画像は、前記対象領域である虹彩領域を含む画像であり、

前記特徴量抽出モデルは、少なくとも1つの正規化層を含むニューラルネットワークから構成され、

前記補正パラメータを用いて補正される前記パラメータは、前記正規化層で用いられるパラメータである

14. に記載の情報処理システム。

16.

前記対象情報は、前記対象領域の品質情報、前記対象領域の中間特徴量、前記対象領域に関する統計量の少なくとも1つを含む

14. 又は15. に記載の情報処理システム。

17.

前記対象情報は、前記対象領域の前記品質情報を推定するための品質推定モデルに、前記対象領域を入力することで推定された前記品質情報を含み、

前記補正パラメータは、前記補正パラメータを推定するための第1補正パラメータ推定モデルに前記対象情報を入力することで算出される

16. に記載の情報処理システム。

18.

前記対象情報は、（前記入力画像における）前記対象領域の前記中間特徴量を抽出するための中間特徴量抽出モデルに、前記対象領域を入力することで抽出された前記中間特徴量を含み、

前記補正パラメータは、前記補正パラメータを推定するための第2補正パラメータ推定モデルに前記対象情報を入力することで算出される

16. に記載の情報処理システム。

19.

前記対象情報は、前記対象領域の前記品質情報又は前記対象領域の前記中間特徴量を含み、

前記補正パラメータは、前記対象情報を補正用係数推定モデルに入力することで取得された補正用係数と、予め記憶される辞書パラメータとを、予め定められた第1関係に適用することで算出される

16. に記載の情報処理システム。

20.

前記対象情報は、前記対象領域の前記中間特徴量を用いて算出された前記対象領域に関する前記統計量を含み、

前記補正パラメータは、前記対象領域に関する前記統計量と、予め保持される辞書パラメータとを、予め定められた第2関係に適用することで算出される

16. に記載の情報処理システム。

21.

前記対象情報は、前記対象領域の前記中間特徴量と、前記対象領域に関する前記統計量とを含み、

前記補正パラメータは、前記対象領域の前記中間特徴量と、前記対象領域に関する前記統計量とに基づいて算出される

16. に記載の情報処理システム。

22.

訓練データを用いて、前記特徴量抽出モデルと前記第1補正パラメータ推定モデルとの学習を行う学習手段をさらに備える

17.に記載の情報処理システム。

23.

第1訓練データを用いて、前記特徴量抽出モデルの学習を行う第1学習手段と、

第2訓練データを用いて、前記第1補正パラメータ推定モデルの学習を行う第2学習手段とを備え、

前記第1訓練データは、学習用の前記入力画像である第1入力画像を含み

前記第2訓練データは、学習用の前記入力画像である第2入力画像を含み

、

前記第1入力画像における前記対象領域は、前記第2入力画像における前記対象領域よりも高品質である

17.に記載の情報処理システム。

24.

前記第1学習手段は、

前記第1入力画像を前記特徴量抽出モデルに入力して、第1入力画像の特徴量である第1特徴量を抽出する第1特徴量抽出手段と、

前記第1訓練データに含まれる正解ラベルと、前記第1特徴量とに基づいて、第1損失を算出する第1損失算出手段と、

前記第1特徴量のノルムである第1ノルムを算出する第1ノルム算出手段と、

前記第1訓練データに含まれる正解ノルムと、前記第1ノルムとに基づいて、第1ノルム損失を算出する第1ノルム損失算出手段と、

前記第1損失と前記第1ノルム損失とを統合した統合損失を算出する損失統合手段と、

前記統合損失に基づいて、前記特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを

更新する第1更新手段とを含み、

前記第2学習手段は、

第2入力画像の品質情報を前記第1補正パラメータ推定モデルに入力して、学習用補正パラメータを算出する学習用算出手段

前記第2入力画像を、前記学習用補正パラメータで補正された学習済みの前記特徴量抽出モデルに入力して、前記第2入力画像の特徴量である第2特徴量を抽出する第2特徴量抽出手段と、

前記第2特徴量のノルムである第2ノルムを算出する第2ノルム算出手段と、

前記第2訓練データに含まれる正解ノルムと、前記第2ノルムとに基づいて、第2ノルム損失を算出する第2ノルム損失算出手段と、

前記第2ノルム損失に基づいて、前記第1補正パラメータ推定モデルに含まれるパラメータを更新する第2更新手段とを含む

23. に記載の情報処理システム。

25.

訓練データを用いて、前記特徴量抽出モデルと前記第2補正パラメータ推定モデルと前記中間特徴量抽出モデルとの学習を行う学習手段をさらに備える

18. に記載の情報処理システム。

26.

第1訓練データを用いて、前記特徴量抽出モデルと前記中間特徴量抽出モデルとの学習を行う第1学習手段と、

第2訓練データを用いて、前記第2補正パラメータ推定モデルの学習を行う第2学習手段とを備え、

前記第1訓練データは、学習用の前記入力画像である第1入力画像を含み

前記第2訓練データは、学習用の前記入力画像である第2入力画像を含み

、

前記第1入力画像における前記対象領域は、前記第2入力画像における前

記対象領域よりも高品質である

18. に記載の情報処理システム。

27.

1つ以上のコンピュータが、

入力画像における対象領域に関する対象情報を取得し、

前記対象情報に基づいて、前記対象領域の特徴量を抽出する特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを補正するための補正パラメータを算出し、

前記補正パラメータで補正された前記特徴量抽出モデルを用いて、前記対象領域の特徴量を抽出し、

前記対象領域の特徴量と、予め登録された登録情報とを照合した結果を出力する

情報処理方法。

28.

前記入力画像は、前記対象領域である虹彩領域を含む画像であり、

前記特徴量抽出モデルは、少なくとも1つの正規化層を含むニューラルネットワークから構成され、

前記補正パラメータを用いて補正される前記パラメータは、前記正規化層で用いられるパラメータである

27. に記載の情報処理方法。

29.

前記対象情報は、前記対象領域の品質情報、前記対象領域の中間特徴量、前記対象領域に関する統計量の少なくとも1つを含む

27. 又は28. に記載の情報処理方法。

30.

前記対象情報は、前記対象領域の前記品質情報を推定するための品質推定モデルに、前記対象領域を入力することで推定された前記品質情報を含み、

前記補正パラメータは、前記補正パラメータを推定するための第1補正パラメータ推定モデルに前記対象情報を入力することで算出される

29. に記載の情報処理方法。

31.

前記対象情報は、（前記入力画像における）前記対象領域の前記中間特徴量を抽出するための中間特徴量抽出モデルに、前記対象領域を入力することで抽出された前記中間特徴量を含み、

前記補正パラメータは、前記補正パラメータを推定するための第2補正パラメータ推定モデルに前記対象情報を入力することで算出される

29. に記載の情報処理方法。

32.

前記対象情報は、前記対象領域の前記品質情報又は前記対象領域の前記中間特徴量を含み、

前記補正パラメータは、前記対象情報を補正用係数推定モデルに入力することで取得された補正用係数と、予め記憶される辞書パラメータとを、予め定められた第1関係に適用することで算出される

29. に記載の情報処理方法。

33.

前記対象情報は、前記対象領域の前記中間特徴量を用いて算出された前記対象領域に関する前記統計量を含み、

前記補正パラメータは、前記対象領域に関する前記統計量と、予め保持される辞書パラメータとを、予め定められた第2関係に適用することで算出される

29. に記載の情報処理方法。

34.

前記対象情報は、前記対象領域の前記中間特徴量と、前記対象領域に関する前記統計量とを含み、

前記補正パラメータは、前記対象領域の前記中間特徴量と、前記対象領域に関する前記統計量とに基づいて算出される

29. に記載の情報処理方法。

35.

訓練データを用いて、前記特徴量抽出モデルと前記第1補正パラメータ推定モデルとの学習を行うことをさらに含む

30.に記載の情報処理方法。

36.

第1訓練データを用いて、前記特徴量抽出モデルの学習を行い、

第2訓練データを用いて、前記第1補正パラメータ推定モデルの学習を行うことをさらに含む、

前記第1訓練データは、学習用の前記入力画像である第1入力画像を含み

前記第2訓練データは、学習用の前記入力画像である第2入力画像を含み

、

前記第1入力画像における前記対象領域は、前記第2入力画像における前記対象領域よりも高品質である

30.に記載の情報処理方法。

37.

前記特徴量抽出モデルの学習は、

前記第1入力画像を前記特徴量抽出モデルに入力して、第1入力画像の特徴量である第1特徴量を抽出し、

前記第1訓練データに含まれる正解ラベルと、前記第1特徴量とに基づいて、第1損失を算出し、

前記第1特徴量のノルムである第1ノルムを算出し、

前記第1訓練データに含まれる正解ノルムと、前記第1ノルムとに基づいて、第1ノルム損失を算出し、

前記第1損失と前記第1ノルム損失とを統合した統合損失を算出する損失統合手段と、

前記統合損失に基づいて、前記特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを更新することを含み、

前記第1補正パラメータ推定モデルの学習は、

第2入力画像の品質情報を前記第1補正パラメータ推定モデルに入力して、学習用補正パラメータを算出し、

前記第2入力画像を、前記学習用補正パラメータで補正された学習済みの前記特徴量抽出モデルに入力して、前記第2入力画像の特徴量である第2特徴量を抽出し、

前記第2特徴量のノルムである第2ノルムを算出し、

前記第2訓練データに含まれる正解ノルムと、前記第2ノルムとに基づいて、第2ノルム損失を算出し、

前記第2ノルム損失に基づいて、前記第1補正パラメータ推定モデルに含まれるパラメータを更新することを含む

36.に記載の情報処理方法。

38.

訓練データを用いて、前記特徴量抽出モデルと前記第2補正パラメータ推定モデルと前記中間特徴量抽出モデルとの学習を行うことをさらに含む

31.に記載の情報処理方法。

39.

第1訓練データを用いて、前記特徴量抽出モデルと前記中間特徴量抽出モデルとの学習を行い、

第2訓練データを用いて、前記第2補正パラメータ推定モデルの学習を行うことをさらに含み、

前記第1訓練データは、学習用の前記入力画像である第1入力画像を含み

前記第2訓練データは、学習用の前記入力画像である第2入力画像を含み

、

前記第1入力画像における前記対象領域は、前記第2入力画像における前記対象領域よりも高品質である

31.に記載の情報処理方法。

40.

1つ以上のコンピュータに、

入力画像における対象領域に関する対象情報を取得し、  
前記対象情報に基づいて、前記対象領域の特徴量を抽出する特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを補正するための補正パラメータを算出し、  
前記補正パラメータで補正された前記特徴量抽出モデルを用いて、前記対象領域の特徴量を抽出し、  
前記対象領域の特徴量と、予め登録された登録情報とを照合した結果を出力することを実行させるためのプログラム。

41.

前記入力画像は、前記対象領域である虹彩領域を含む画像であり、  
前記特徴量抽出モデルは、少なくとも1つの正規化層を含むニューラルネットワークから構成され、  
前記補正パラメータを用いて補正される前記パラメータは、前記正規化層で用いられるパラメータである  
40.に記載のプログラム。

42.

前記対象情報は、前記対象領域の品質情報、前記対象領域の中間特徴量、前記対象領域に関する統計量の少なくとも1つを含む  
40.又は41.に記載のプログラム。

43.

前記対象情報は、前記対象領域の前記品質情報を推定するための品質推定モデルに、前記対象領域を入力することで推定された前記品質情報を含み、  
前記補正パラメータは、前記補正パラメータを推定するための第1補正パラメータ推定モデルに前記対象情報を入力することで算出される  
42.に記載のプログラム。

44.

前記対象情報は、（前記入力画像における）前記対象領域の前記中間特徴量を抽出するための中間特徴量抽出モデルに、前記対象領域を入力することで抽出された前記中間特徴量を含み、

前記補正パラメータは、前記補正パラメータを推定するための第2補正パラメータ推定モデルに前記対象情報を入力することで算出される

43. に記載のプログラム。

45.

前記対象情報は、前記対象領域の前記品質情報又は前記対象領域の前記中間特徴量を含み、

前記補正パラメータは、前記対象情報を補正用係数推定モデルに入力することで取得された補正用係数と、予め記憶される辞書パラメータとを、予め定められた第1関係に適用することで算出される

44. に記載のプログラム。

46.

前記対象情報は、前記対象領域の前記中間特徴量を用いて算出された前記対象領域に関する前記統計量を含み、

前記補正パラメータは、前記対象領域に関する前記統計量と、予め保持される辞書パラメータとを、予め定められた第2関係に適用することで算出される

42. に記載のプログラム。

47.

前記対象情報は、前記対象領域の前記中間特徴量と、前記対象領域に関する前記統計量とを含み、

前記補正パラメータは、前記対象領域の前記中間特徴量と、前記対象領域に関する前記統計量とに基づいて算出される

42. に記載のプログラム。

48.

訓練データを用いて、前記特徴量抽出モデルと前記第1補正パラメータ推定モデルとの学習を行うことをさらに実行させるための

43. に記載のプログラム。

49.

第1訓練データを用いて、前記特徴量抽出モデルの学習を行い、  
第2訓練データを用いて、前記第1補正パラメータ推定モデルの学習を行うことをさらに実行させ、  
前記第1訓練データは、学習用の前記入力画像である第1入力画像を含み  
前記第2訓練データは、学習用の前記入力画像である第2入力画像を含み  
、  
前記第1入力画像における前記対象領域は、前記第2入力画像における前記対象領域よりも高品質である  
43.に記載のプログラム。  
50.  
前記特徴量抽出モデルの学習は、  
前記第1入力画像を前記特徴量抽出モデルに入力して、第1入力画像の特徴量である第1特徴量を抽出し、  
前記第1訓練データに含まれる正解ラベルと、前記第1特徴量とに基づいて、第1損失を算出し、  
前記第1特徴量のノルムである第1ノルムを算出し、  
前記第1訓練データに含まれる正解ノルムと、前記第1ノルムとに基づいて、第1ノルム損失を算出し、  
前記第1損失と前記第1ノルム損失とを統合した統合損失を算出する損失統合手段と、  
前記統合損失に基づいて、前記特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを更新することを含み、  
前記第1補正パラメータ推定モデルの学習は、  
第2入力画像の品質情報を前記第1補正パラメータ推定モデルに入力して、学習用補正パラメータを算出し、  
前記第2入力画像を、前記学習用補正パラメータで補正された学習済みの前記特徴量抽出モデルに入力して、前記第2入力画像の特徴量である第2特徴量を抽出し、

前記第2特徴量のノルムである第2ノルムを算出し、

前記第2訓練データに含まれる正解ノルムと、前記第2ノルムとに基づいて、第2ノルム損失を算出し、

前記第2ノルム損失に基づいて、前記第1補正パラメータ推定モデルに含まれるパラメータを更新することを含む

49.に記載のプログラム。

51.

訓練データを用いて、前記特徴量抽出モデルと前記第2補正パラメータ推定モデルと前記中間特徴量抽出モデルとの学習を行うことをさらに実行させるための

44.に記載のプログラム。

52.

第1訓練データを用いて、前記特徴量抽出モデルと前記中間特徴量抽出モデルとの学習を行い、

第2訓練データを用いて、前記第2補正パラメータ推定モデルの学習を行うことをさらに実行させ、

前記第1訓練データは、学習用の前記入力画像である第1入力画像を含み

前記第2訓練データは、学習用の前記入力画像である第2入力画像を含み

、

前記第1入力画像における前記対象領域は、前記第2入力画像における前記対象領域よりも高品質である

44.に記載のプログラム。

53.

1つ以上のコンピュータに、

入力画像における対象領域に関する対象情報を取得し、

前記対象情報に基づいて、前記対象領域の特徴量を抽出する特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを補正するための補正パラメータを算出し、

前記補正パラメータで補正された前記特徴量抽出モデルを用いて、前記対

象領域の特徴量を抽出し、

前記対象領域の特徴量と、予め登録された登録情報とを照合した結果を出力することを実行させるためのプログラムが記録された記録媒体。

54.

前記入力画像は、前記対象領域である虹彩領域を含む画像であり、

前記特徴量抽出モデルは、少なくとも1つの正規化層を含むニューラルネットワークから構成され、

前記補正パラメータを用いて補正される前記パラメータは、前記正規化層で用いられるパラメータであるプログラムが記録された

53. に記載の記録媒体。

55.

前記対象情報は、前記対象領域の品質情報、前記対象領域の中間特徴量、前記対象領域に関する統計量の少なくとも1つを含むプログラムが記録された

53. 又は54. に記載の記録媒体。

56.

前記対象情報は、前記対象領域の前記品質情報を推定するための品質推定モデルに、前記対象領域を入力することで推定された前記品質情報を含み、

前記補正パラメータは、前記補正パラメータを推定するための第1補正パラメータ推定モデルに前記対象情報を入力することで算出されるプログラムが記録された

55. に記載の記録媒体。

57.

前記対象情報は、（前記入力画像における）前記対象領域の前記中間特徴量を抽出するための中間特徴量抽出モデルに、前記対象領域を入力することで抽出された前記中間特徴量を含み、

前記補正パラメータは、前記補正パラメータを推定するための第2補正パラメータ推定モデルに前記対象情報を入力することで算出されるプログラム

が記録された

56. に記載の記録媒体。

58.

前記対象情報は、前記対象領域の前記品質情報又は前記対象領域の前記中間特徴量を含み、

前記補正パラメータは、前記対象情報を補正用係数推定モデルに入力することで取得された補正用係数と、予め記憶される辞書パラメータとを、予め定められた第1関係に適用することで算出されるプログラムが記録された

57. に記載の記録媒体。

59.

前記対象情報は、前記対象領域の前記中間特徴量を用いて算出された前記対象領域に関する前記統計量を含み、

前記補正パラメータは、前記対象領域に関する前記統計量と、予め保持される辞書パラメータとを、予め定められた第2関係に適用することで算出されるプログラムが記録された

55. に記載の記録媒体。

60.

前記対象情報は、前記対象領域の前記中間特徴量と、前記対象領域に関する前記統計量とを含み、

前記補正パラメータは、前記対象領域の前記中間特徴量と、前記対象領域に関する前記統計量とに基づいて算出されるプログラムが記録された

55. に記載の記録媒体。

61.

訓練データを用いて、前記特徴量抽出モデルと前記第1補正パラメータ推定モデルとの学習を行うことをさらに実行させるためのプログラムが記録された

56. に記載の記録媒体。

62.

第1訓練データを用いて、前記特徴量抽出モデルの学習を行い、  
第2訓練データを用いて、前記第1補正パラメータ推定モデルの学習を行うことをさらに実行させ、

前記第1訓練データは、学習用の前記入力画像である第1入力画像を含み  
前記第2訓練データは、学習用の前記入力画像である第2入力画像を含み

、  
前記第1入力画像における前記対象領域は、前記第2入力画像における前記対象領域よりも高品質であるプログラムが記録された

56.に記載の記録媒体。

63.

前記特徴量抽出モデルの学習は、

前記第1入力画像を前記特徴量抽出モデルに入力して、第1入力画像の特徴量である第1特徴量を抽出し、

前記第1訓練データに含まれる正解ラベルと、前記第1特徴量とに基づいて、第1損失を算出し、

前記第1特徴量のノルムである第1ノルムを算出し、

前記第1訓練データに含まれる正解ノルムと、前記第1ノルムとに基づいて、第1ノルム損失を算出し、

前記第1損失と前記第1ノルム損失とを統合した統合損失を算出する損失統合手段と、

前記統合損失に基づいて、前記特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを更新することを含み、

前記第1補正パラメータ推定モデルの学習は、

第2入力画像の品質情報を前記第1補正パラメータ推定モデルに入力して、学習用補正パラメータを算出し、

前記第2入力画像を、前記学習用補正パラメータで補正された学習済みの前記特徴量抽出モデルに入力して、前記第2入力画像の特徴量である第2特徴量を抽出し、

前記第2特徴量のノルムである第2ノルムを算出し、

前記第2訓練データに含まれる正解ノルムと、前記第2ノルムとに基づいて、第2ノルム損失を算出し、

前記第2ノルム損失に基づいて、前記第1補正パラメータ推定モデルに含まれるパラメータを更新することを含むプログラムが記録された

62.に記載の記録媒体。

64.

訓練データを用いて、前記特徴量抽出モデルと前記第2補正パラメータ推定モデルと前記中間特徴量抽出モデルとの学習を行うことをさらに実行させるためのプログラムが記録された

57.に記載の記録媒体。

65.

第1訓練データを用いて、前記特徴量抽出モデルと前記中間特徴量抽出モデルとの学習を行い、

第2訓練データを用いて、前記第2補正パラメータ推定モデルの学習を行うことをさらに実行させ、

前記第1訓練データは、学習用の前記入力画像である第1入力画像を含み

前記第2訓練データは、学習用の前記入力画像である第2入力画像を含み

、

前記第1入力画像における前記対象領域は、前記第2入力画像における前記対象領域よりも高品質であるプログラムが記録された

57.に記載の記録媒体。

## 符号の説明

[0346] SYS1～SYS10 情報処理システム

100、200、300、400、500、600、700、800、900、1000 情報処理装置

115 対象情報取得部

116 算出部

- 1 1 7 抽出部
- 1 1 8 照合部
- 2 0 1 撮影装置
- 2 1 1 対象位置推定部
- 2 1 2 対象領域生成部
- 2 1 5, 3 1 5, 4 1 5, 5 1 5 対象情報取得部
- 2 1 6, 3 1 6, 4 1 6, 5 1 6, 6 1 6 算出部
- 4 1 6 a 辞書パラメータ記憶部
- 4 1 6 b 補正用係数取得部
- 4 1 6 c 補正パラメータ算出部
- 5 1 6 b 補正パラメータ算出部
- 6 1 9, 9 1 9 学習部
- 7 2 0, 8 2 0, 1 0 2 0 第1学習部
- 7 2 1, 8 2 1, 1 0 2 1 第2学習部

## 請求の範囲

- [請求項1] 入力画像における対象領域に関する対象情報を取得する対象情報取得手段と、
- 前記対象情報に基づいて、前記対象領域の特徴量を抽出する特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを補正するための補正パラメータを算出する算出手段と、
- 前記補正パラメータで補正された前記特徴量抽出モデルを用いて、前記対象領域の特徴量を抽出する抽出手段と、
- 前記対象領域の特徴量と、予め登録された登録情報とを照合した結果を出力する照合手段と、を備える
- 情報処理装置。
- [請求項2] 前記入力画像は、前記対象領域である虹彩領域を含む画像であり、
- 前記特徴量抽出モデルは、少なくとも1つの正規化層を含むニューラルネットワークから構成され、
- 前記補正パラメータを用いて補正される前記パラメータは、前記正規化層で用いられるパラメータである
- 請求項1に記載の情報処理装置。
- [請求項3] 前記対象情報は、前記対象領域の品質情報、前記対象領域の中間特徴量、前記対象領域に関する統計量の少なくとも1つを含む
- 請求項1又は2に記載の情報処理装置。
- [請求項4] 前記対象情報は、前記対象領域の前記品質情報を推定するための品質推定モデルに、前記対象領域を入力することで推定された前記品質情報を含み、
- 前記補正パラメータは、前記補正パラメータを推定するための第1補正パラメータ推定モデルに前記対象情報を入力することで算出される
- 請求項3に記載の情報処理装置。
- [請求項5] 前記対象情報は、（前記入力画像における）前記対象領域の前記中

間特徴量を抽出するための中間特徴量抽出モデルに、前記対象領域を入力することで抽出された前記中間特徴量を含み、

前記補正パラメータは、前記補正パラメータを推定するための第2補正パラメータ推定モデルに前記対象情報を入力することで算出される

請求項3に記載の情報処理装置。

[請求項6] 前記対象情報は、前記対象領域の前記品質情報又は前記対象領域の前記中間特徴量を含み、

前記補正パラメータは、前記対象情報を補正用係数推定モデルに入力することで取得された補正用係数と、予め記憶される辞書パラメータとを、予め定められた第1関係に適用することで算出される

請求項3に記載の情報処理装置。

[請求項7] 前記対象情報は、前記対象領域の前記中間特徴量を用いて算出された前記対象領域に関する前記統計量を含み、

前記補正パラメータは、前記対象領域に関する前記統計量と、予め保持される辞書パラメータとを、予め定められた第2関係に適用することで算出される

請求項3に記載の情報処理装置。

[請求項8] 前記対象情報は、前記対象領域の前記中間特徴量と、前記対象領域に関する前記統計量とを含み、

前記補正パラメータは、前記対象領域の前記中間特徴量と、前記対象領域に関する前記統計量とに基づいて算出される

請求項3に記載の情報処理装置。

[請求項9] 訓練データを用いて、前記特徴量抽出モデルと前記第1補正パラメータ推定モデルとの学習を行う学習手段をさらに備える

請求項4に記載の情報処理装置。

[請求項10] 第1訓練データを用いて、前記特徴量抽出モデルの学習を行う第1学習手段と、

第2訓練データを用いて、前記第1補正パラメータ推定モデルの学習を行う第2学習手段とを備え、

前記第1訓練データは、学習用の前記入力画像である第1入力画像を含み

前記第2訓練データは、学習用の前記入力画像である第2入力画像を含み、

前記第1入力画像における前記対象領域は、前記第2入力画像における前記対象領域よりも高品質である

請求項4に記載の情報処理装置。

[請求項11]

前記第1学習手段は、

前記第1入力画像を前記特徴量抽出モデルに入力して、第1入力画像の特徴量である第1特徴量を抽出する第1特徴量抽出手段と、

前記第1訓練データに含まれる正解ラベルと、前記第1特徴量とに基づいて、第1損失を算出する第1損失算出手段と、

前記第1特徴量のノルムである第1ノルムを算出する第1ノルム算出手段と、

前記第1訓練データに含まれる正解ノルムと、前記第1ノルムとに基づいて、第1ノルム損失を算出する第1ノルム損失算出手段と、

前記第1損失と前記第1ノルム損失とを統合した統合損失を算出する損失統合手段と、

前記統合損失に基づいて、前記特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを更新する第1更新手段とを含み、

前記第2学習手段は、

第2入力画像の品質情報を前記第1補正パラメータ推定モデルに入力して、学習用補正パラメータを算出する学習用算出手段

前記第2入力画像を、前記学習用補正パラメータで補正された学習済みの前記特徴量抽出モデルに入力して、前記第2入力画像の特徴量である第2特徴量を抽出する第2特徴量抽出手段と、

前記第2特徴量のノルムである第2ノルムを算出する第2ノルム算出手段と、

前記第2訓練データに含まれる正解ノルムと、前記第2ノルムとに基づいて、第2ノルム損失を算出する第2ノルム損失算出手段と、

前記第2ノルム損失に基づいて、前記第1補正パラメータ推定モデルに含まれるパラメータを更新する第2更新手段とを含む

請求項10に記載の情報処理装置。

[請求項12]

訓練データを用いて、前記特徴量抽出モデルと前記第2補正パラメータ推定モデルと前記中間特徴量抽出モデルとの学習を行う学習手段をさらに備える

請求項5に記載の情報処理装置。

[請求項13]

第1訓練データを用いて、前記特徴量抽出モデルと前記中間特徴量抽出モデルとの学習を行う第1学習手段と、

第2訓練データを用いて、前記第2補正パラメータ推定モデルの学習を行う第2学習手段とを備え、

前記第1訓練データは、学習用の前記入力画像である第1入力画像を含み

前記第2訓練データは、学習用の前記入力画像である第2入力画像を含み、

前記第1入力画像における前記対象領域は、前記第2入力画像における前記対象領域よりも高品質である

請求項5に記載の情報処理装置。

[請求項14]

入力画像における対象領域に関する対象情報を取得する対象情報取得手段と、

前記対象情報に基づいて、前記対象領域の特徴量を抽出する特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを補正するための補正パラメータを算出する算出手段と、

前記補正パラメータで補正された前記特徴量抽出モデルを用いて、

前記対象領域の特徴量を抽出する抽出手段と、

前記対象領域の特徴量と、予め登録された登録情報とを照合した結果を出力する照合手段と、を備える

情報処理システム。

[請求項15]

1つ以上のコンピュータが、

入力画像における対象領域に関する対象情報を取得し、

前記対象情報に基づいて、前記対象領域の特徴量を抽出する特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを補正するための補正パラメータを算出し、

前記補正パラメータで補正された前記特徴量抽出モデルを用いて、前記対象領域の特徴量を抽出し、

前記対象領域の特徴量と、予め登録された登録情報とを照合した結果を出力する

情報処理方法。

[請求項16]

1つ以上のコンピュータに、

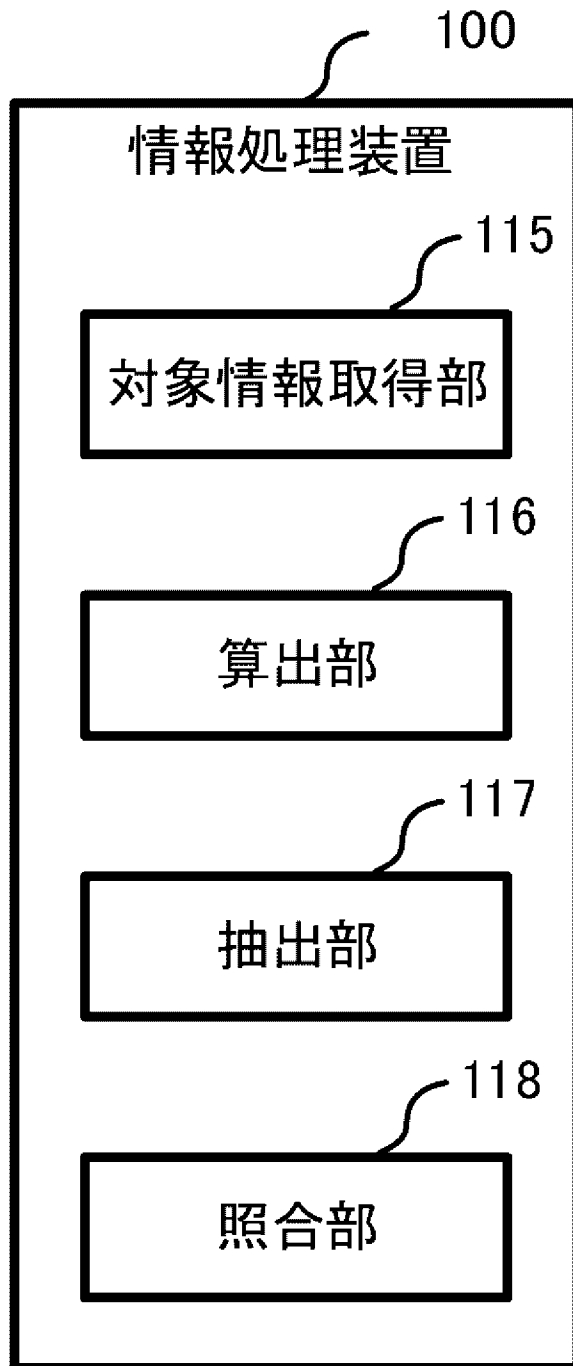
入力画像における対象領域に関する対象情報を取得し、

前記対象情報に基づいて、前記対象領域の特徴量を抽出する特徴量抽出モデルに含まれるパラメータを補正するための補正パラメータを算出し、

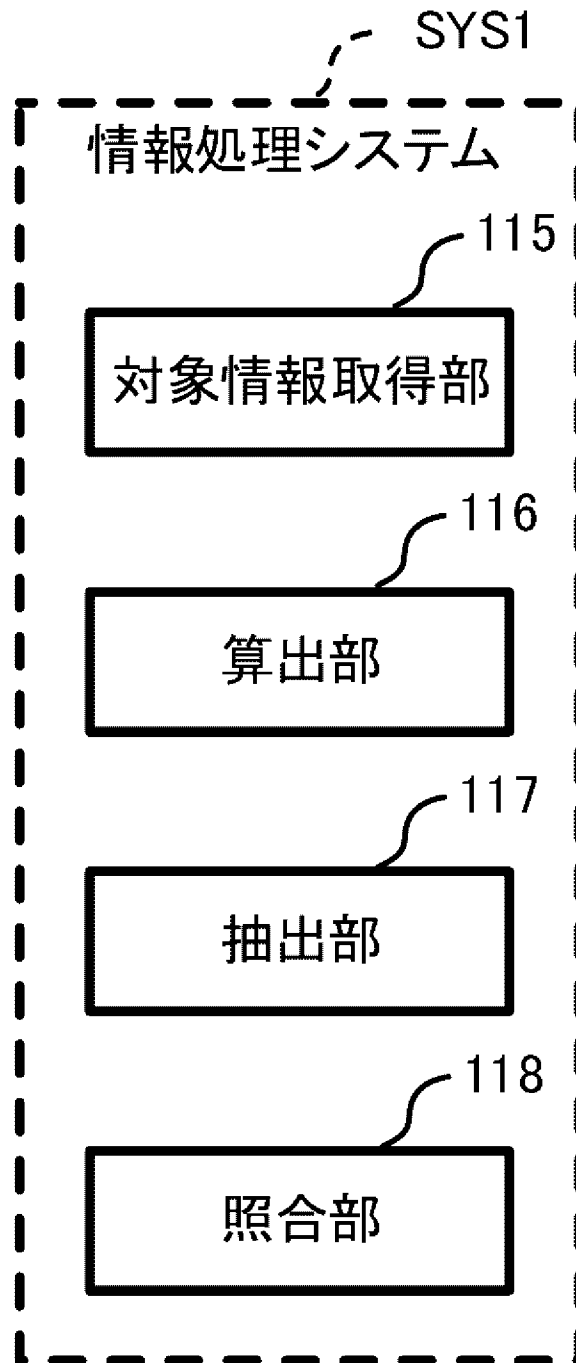
前記補正パラメータで補正された前記特徴量抽出モデルを用いて、前記対象領域の特徴量を抽出し、

前記対象領域の特徴量と、予め登録された登録情報とを照合した結果を出力することを実行させるためのプログラムが記録された記録媒体。

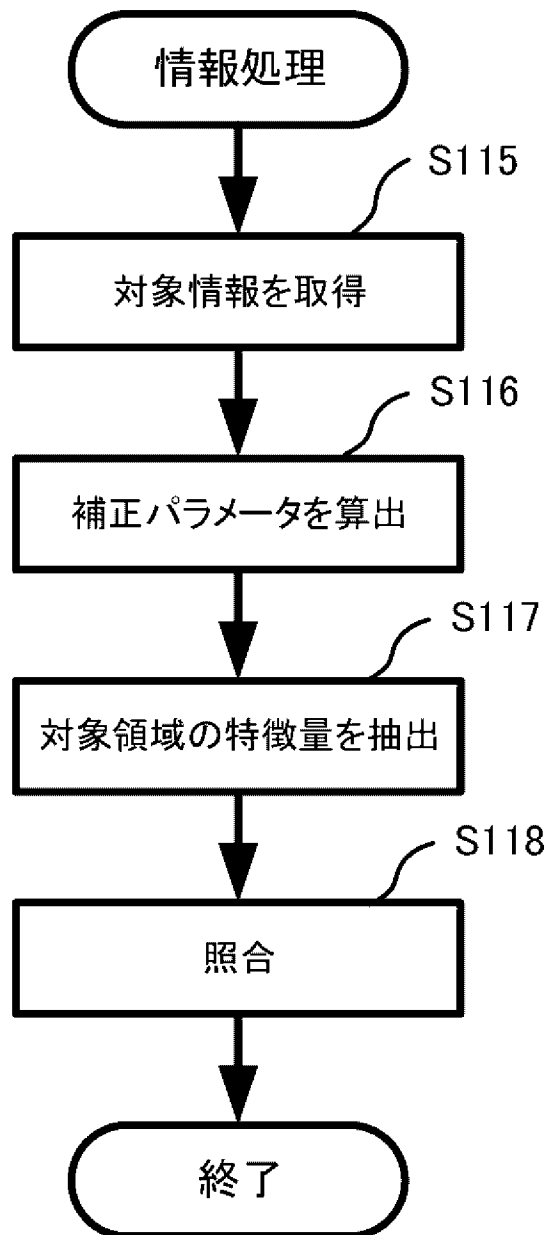
[図1]



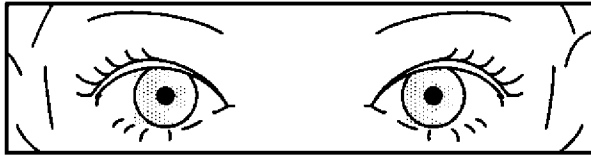
[図2]



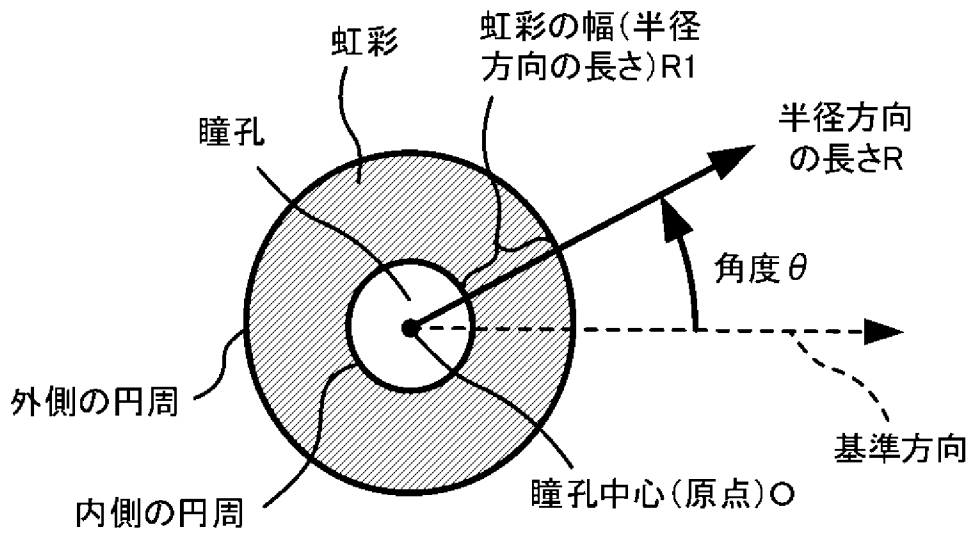
[図3]



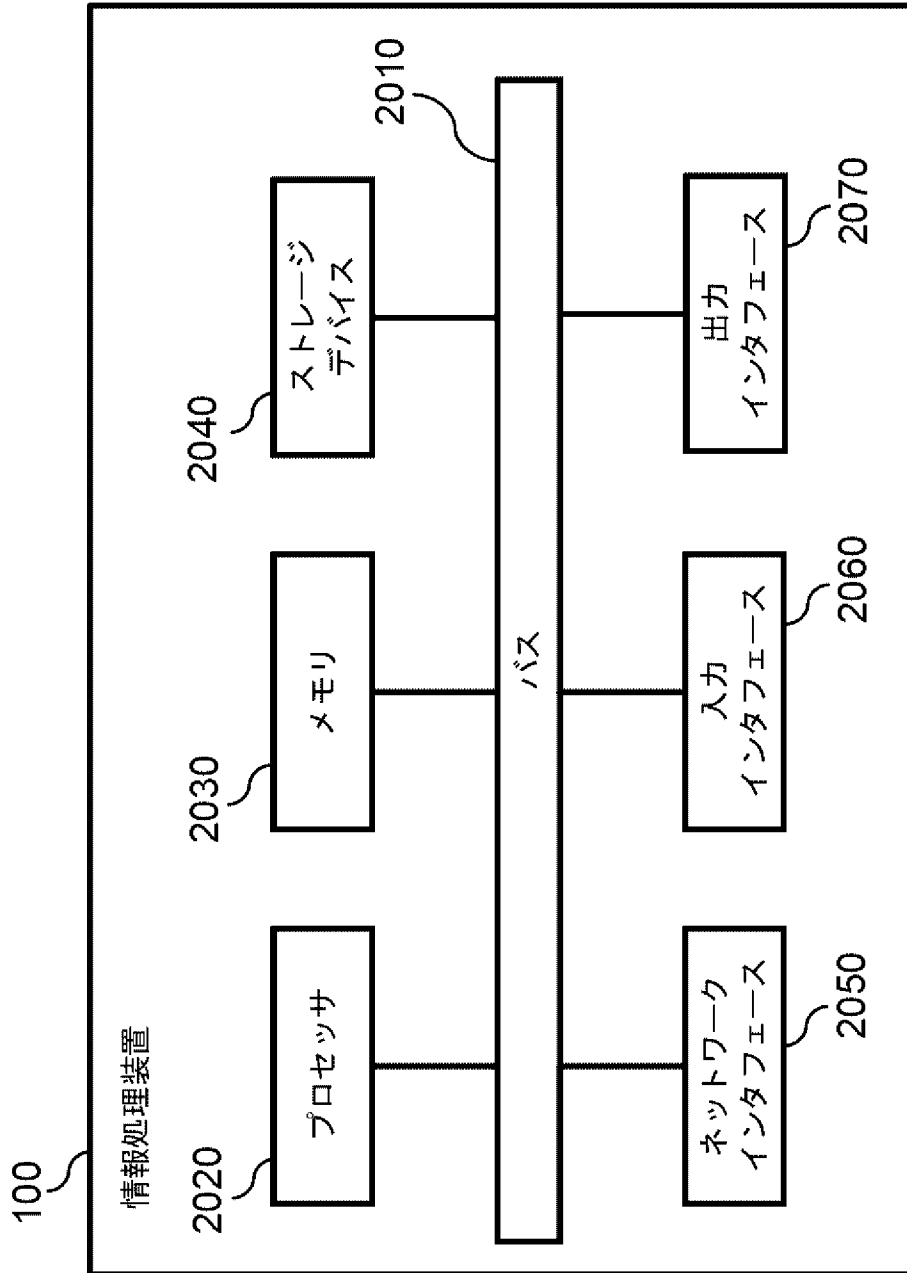
[図4]



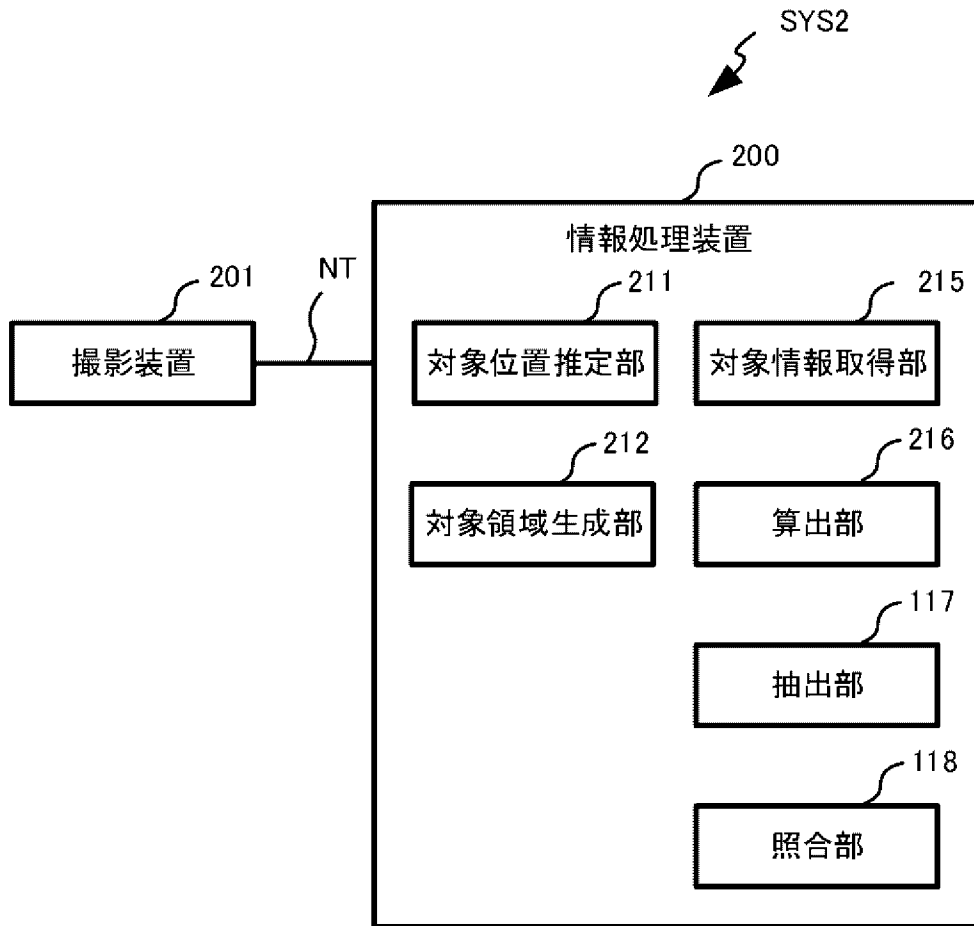
[図5]



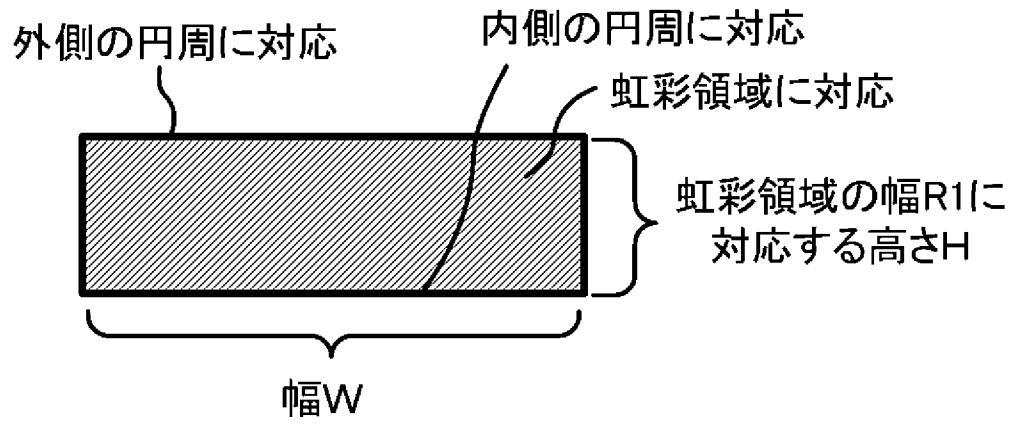
[図6]



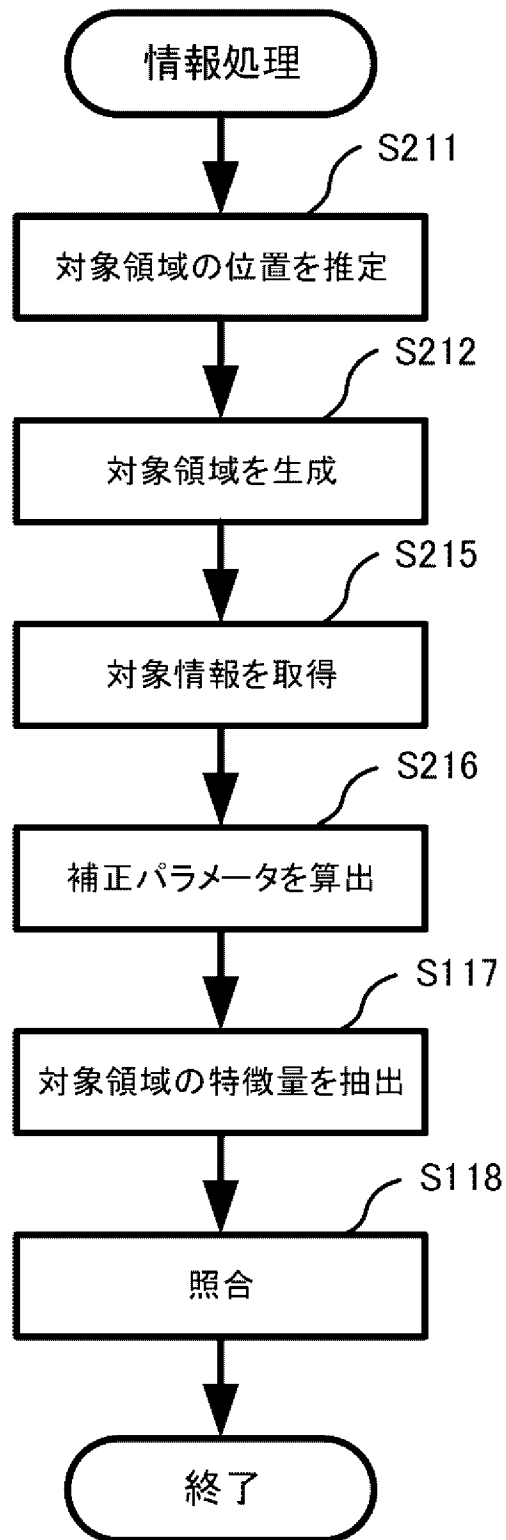
[図7]



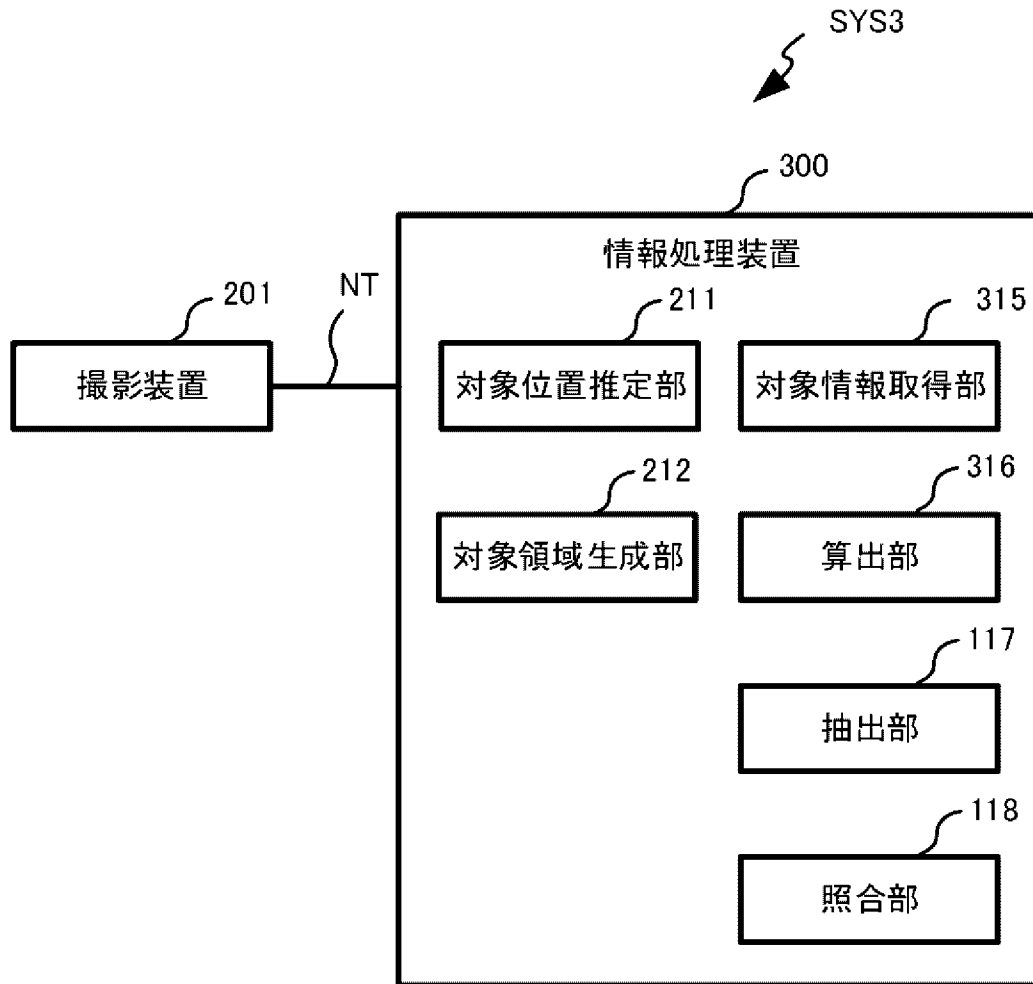
[図8]



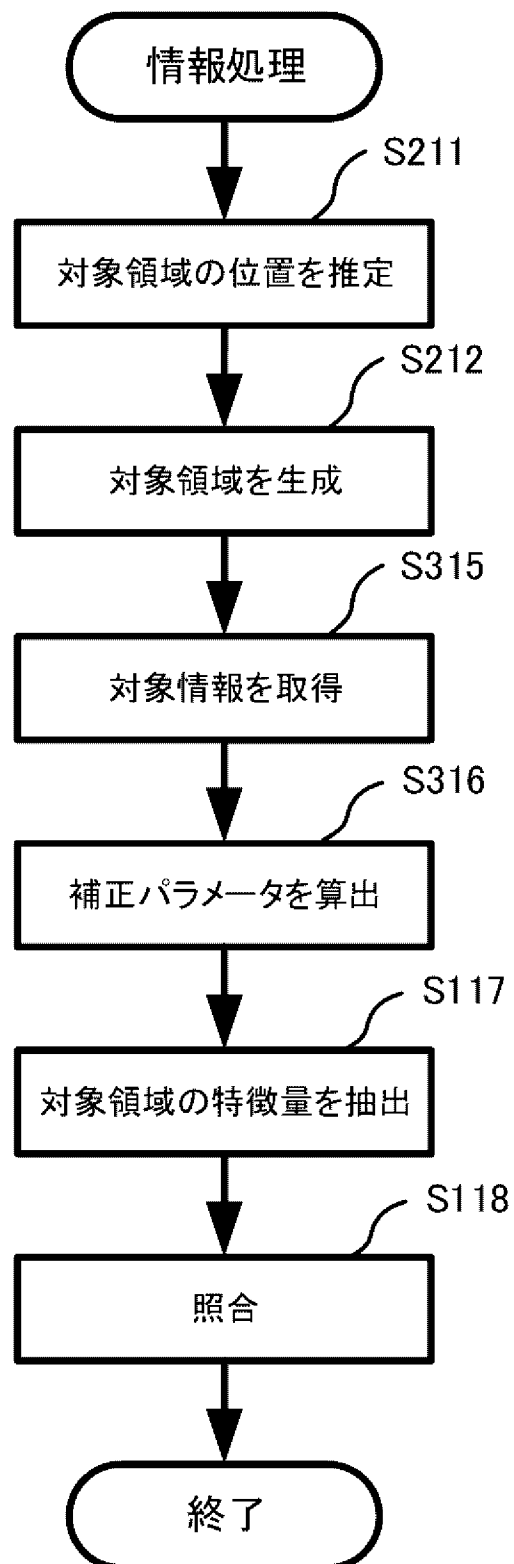
[図9]



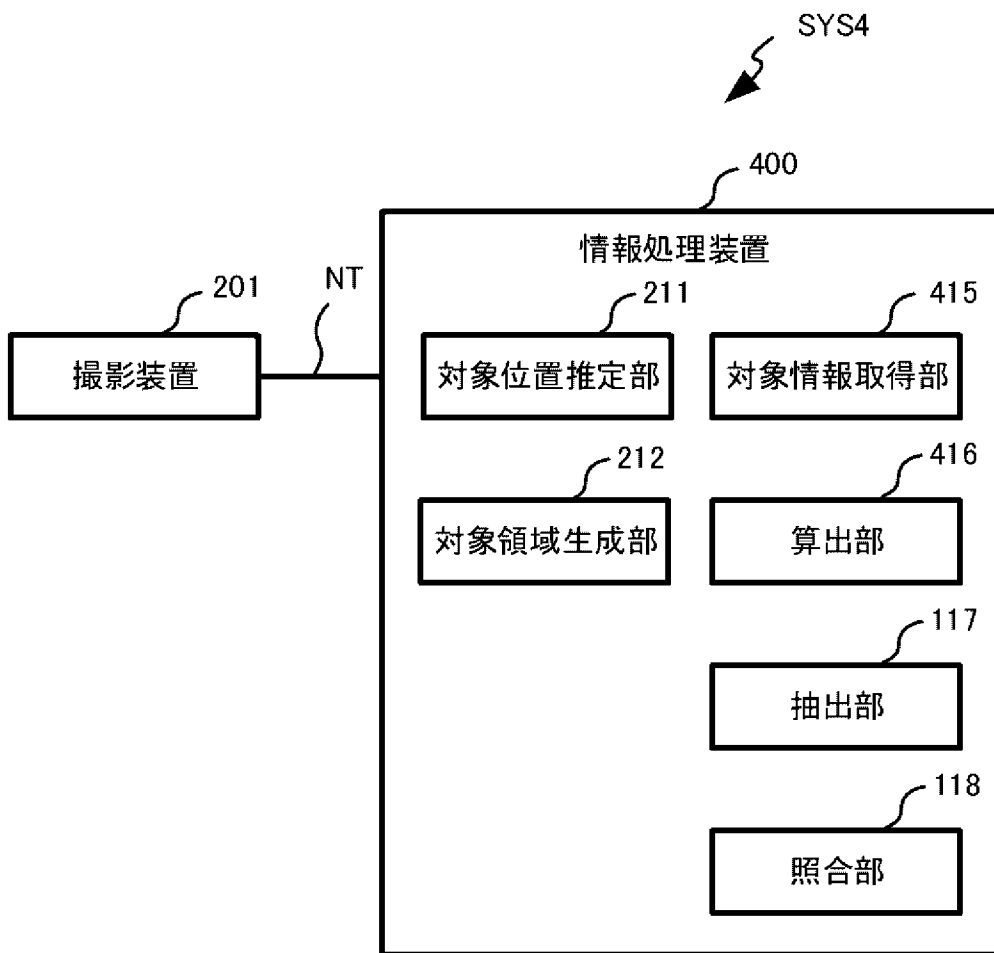
[図10]



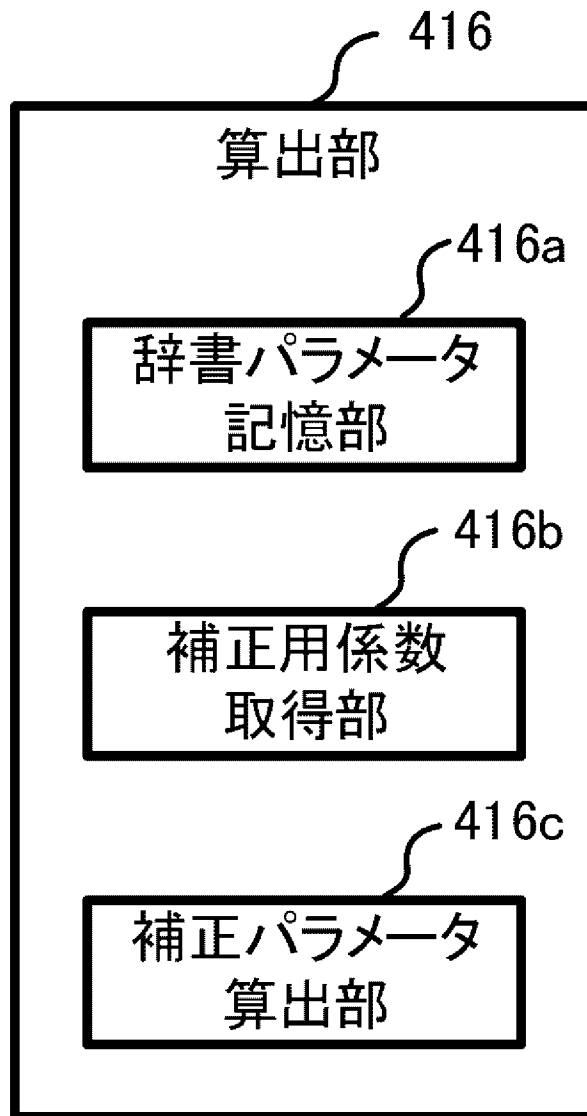
[図11]



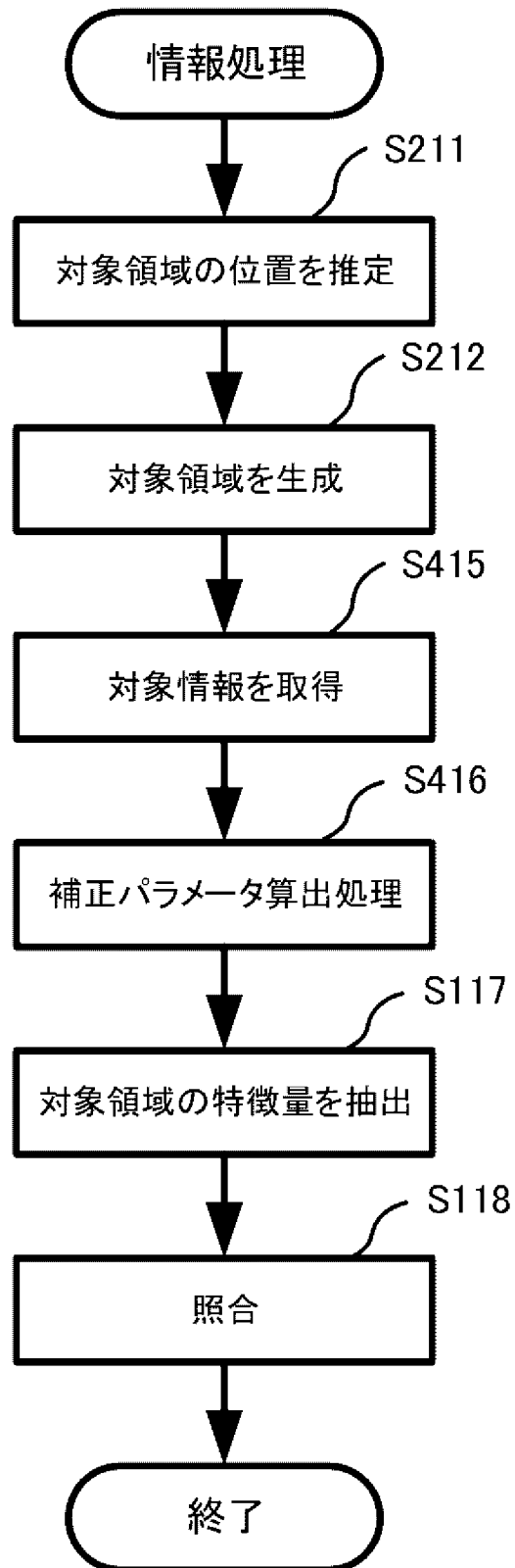
[図12]



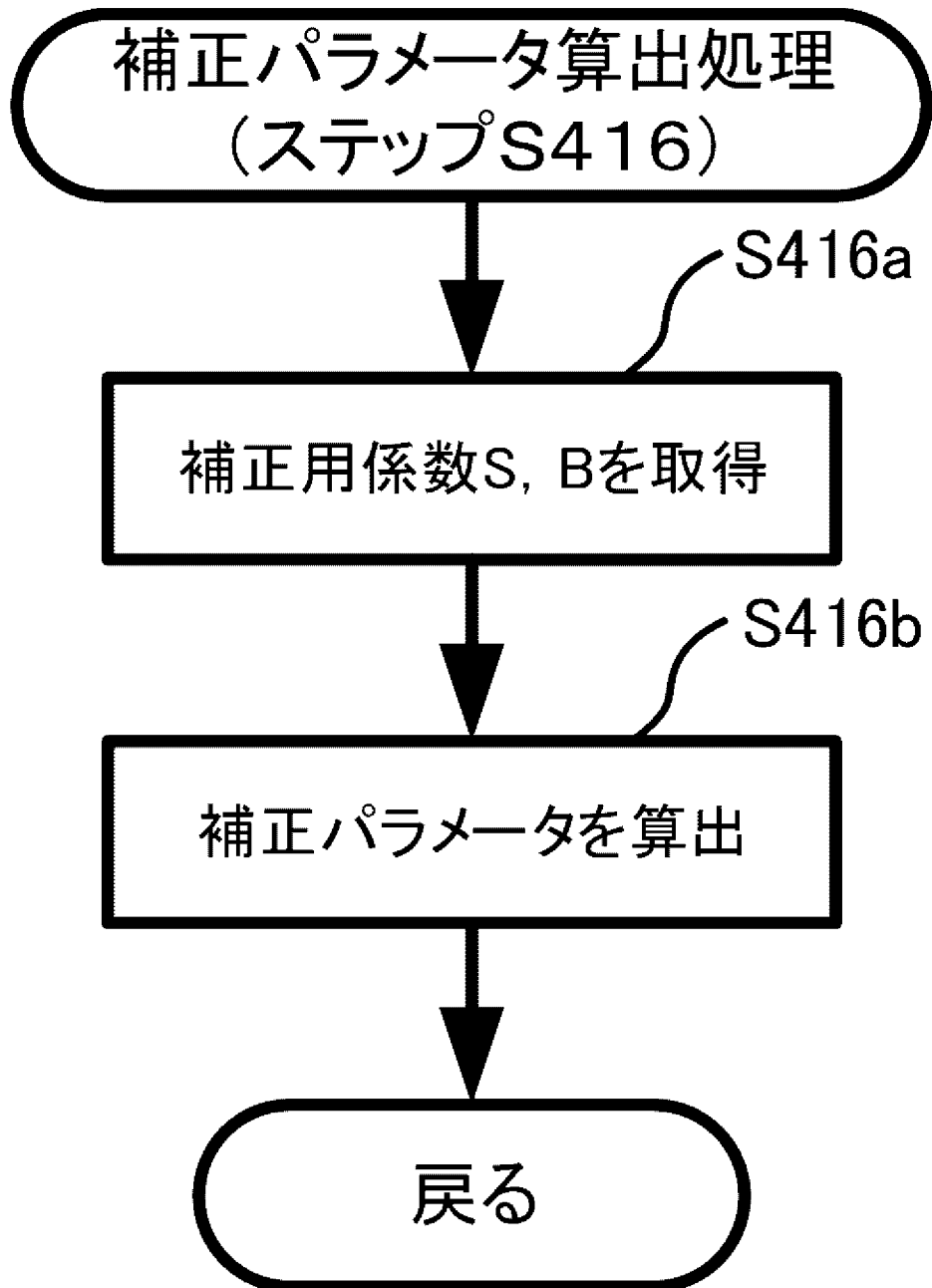
[図13]



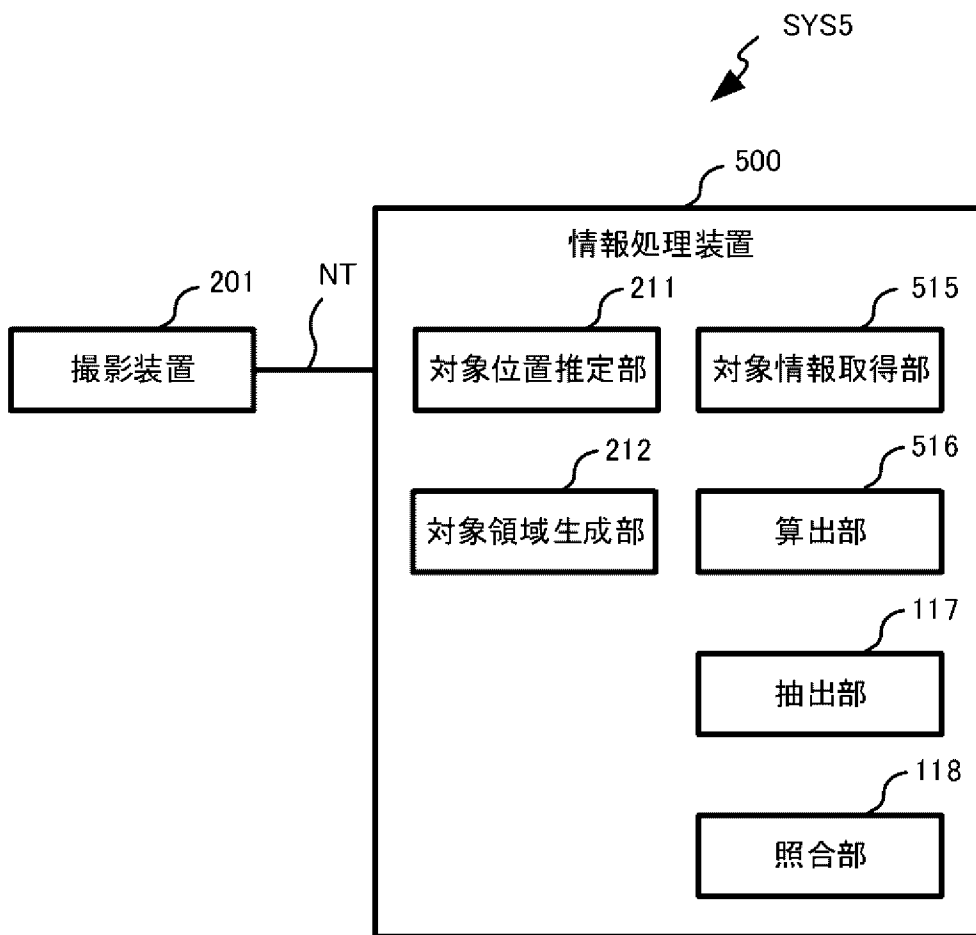
[図14]



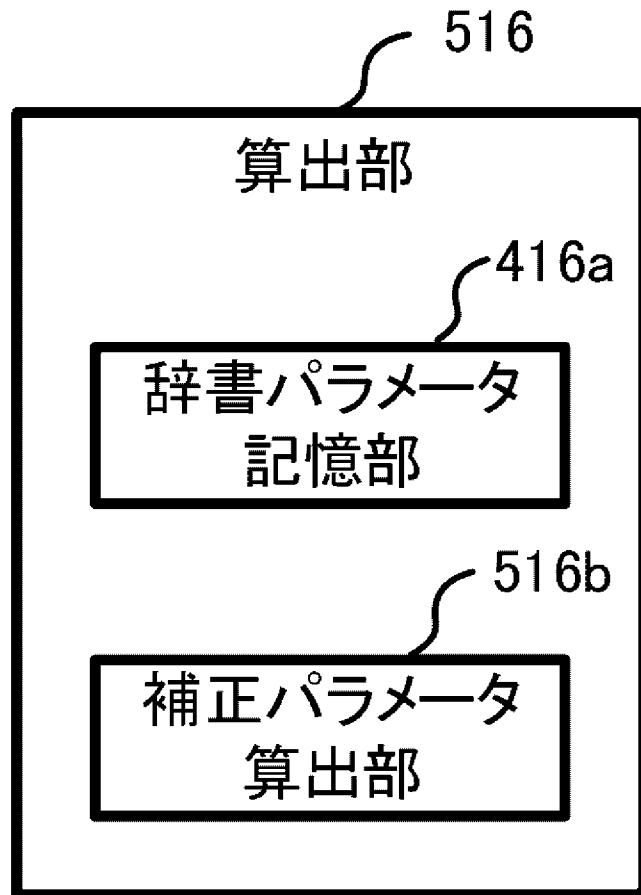
[図15]



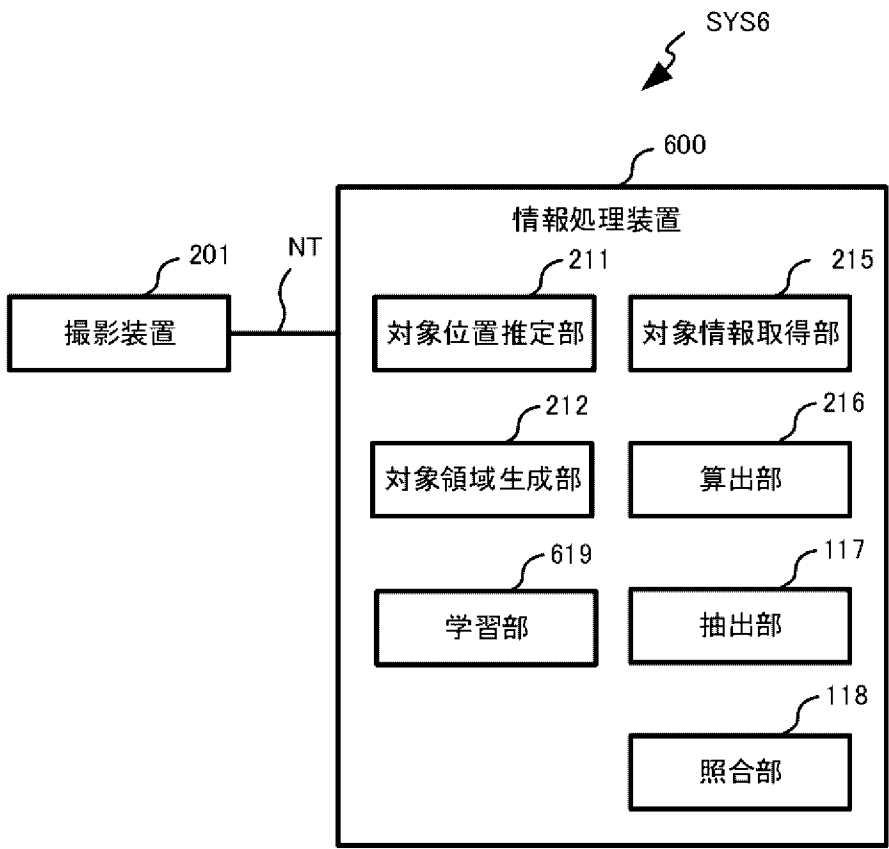
[図16]



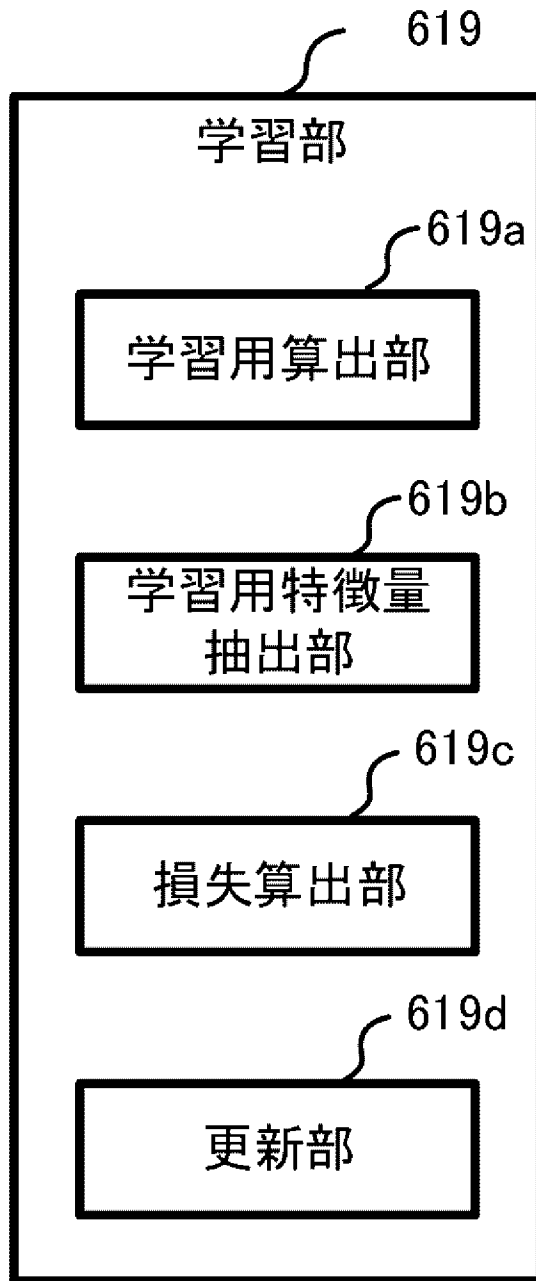
[図17]



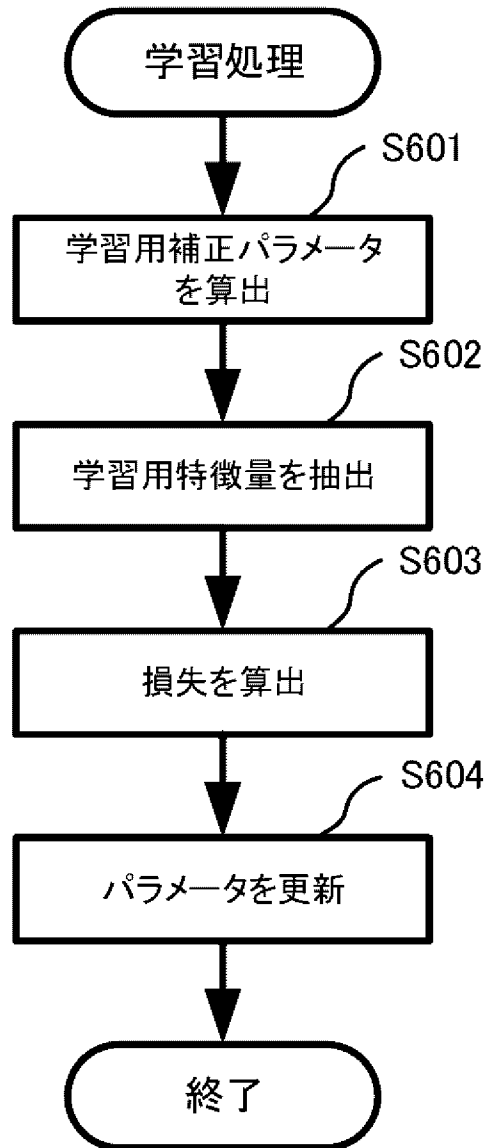
[図18]



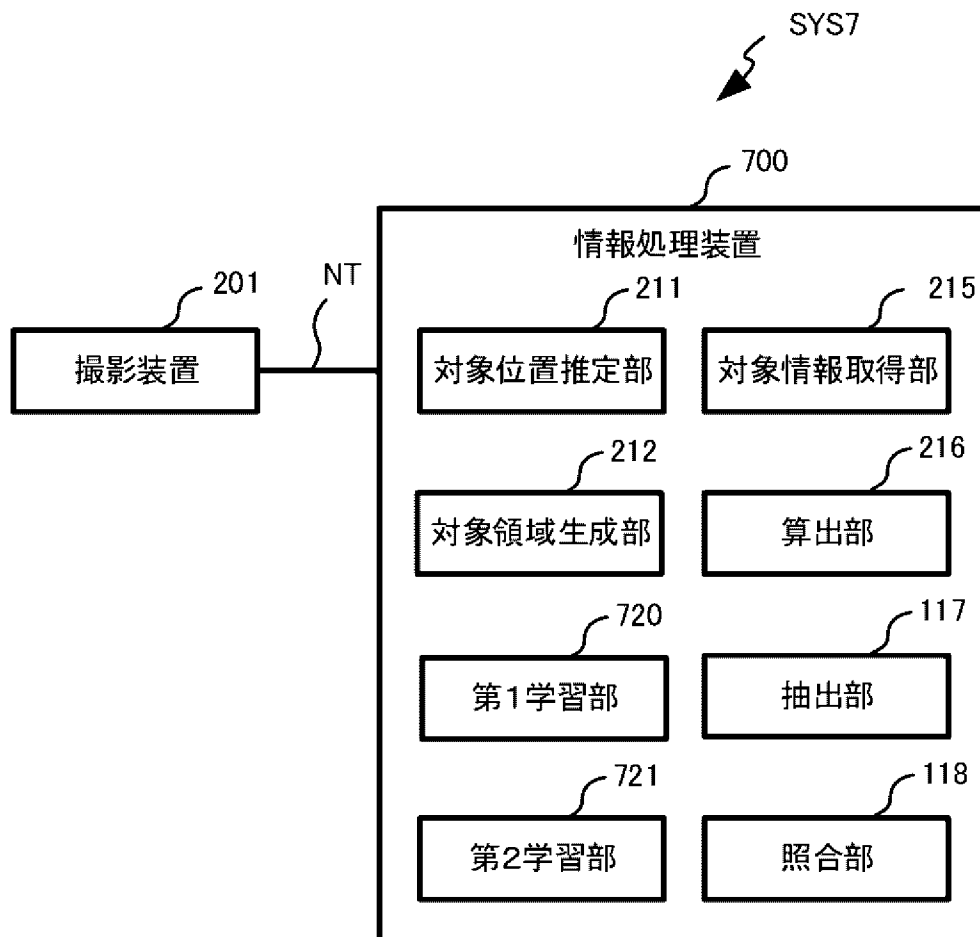
[図19]



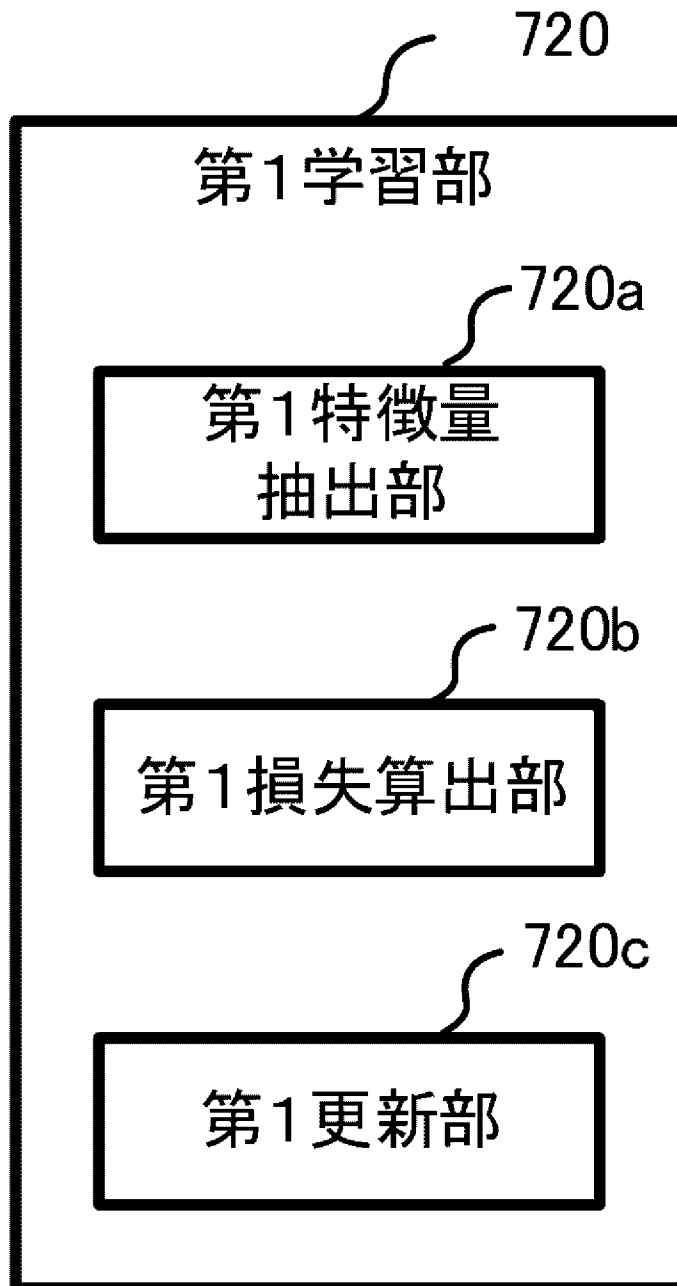
[図20]



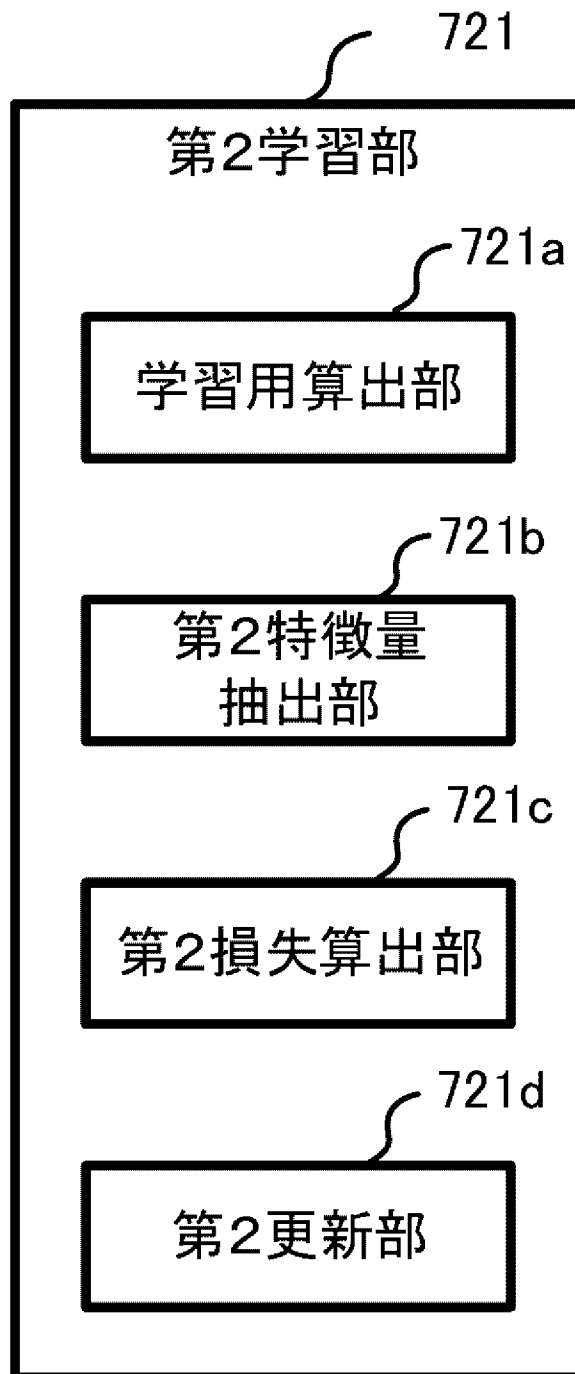
[図21]



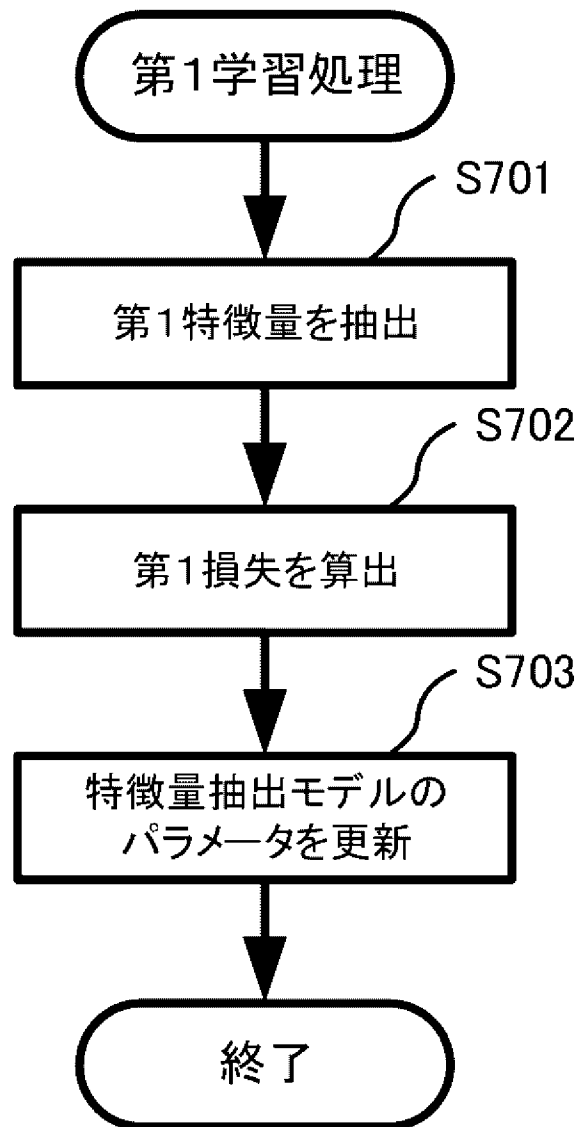
[図22]



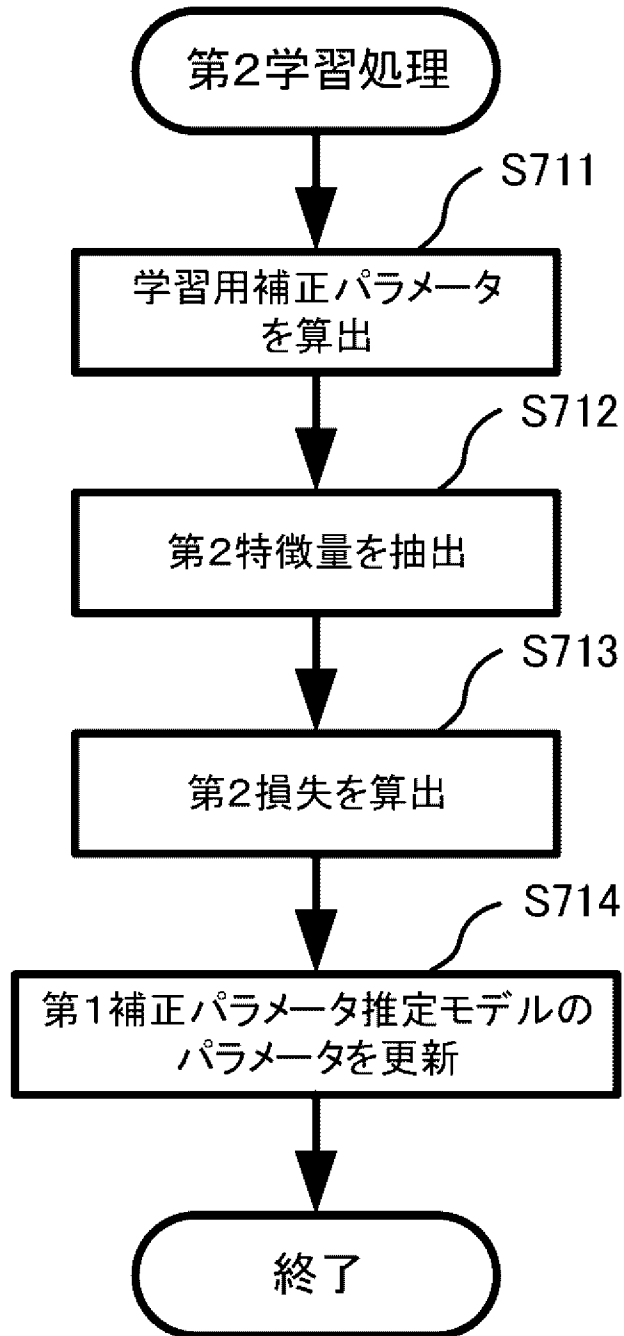
[図23]



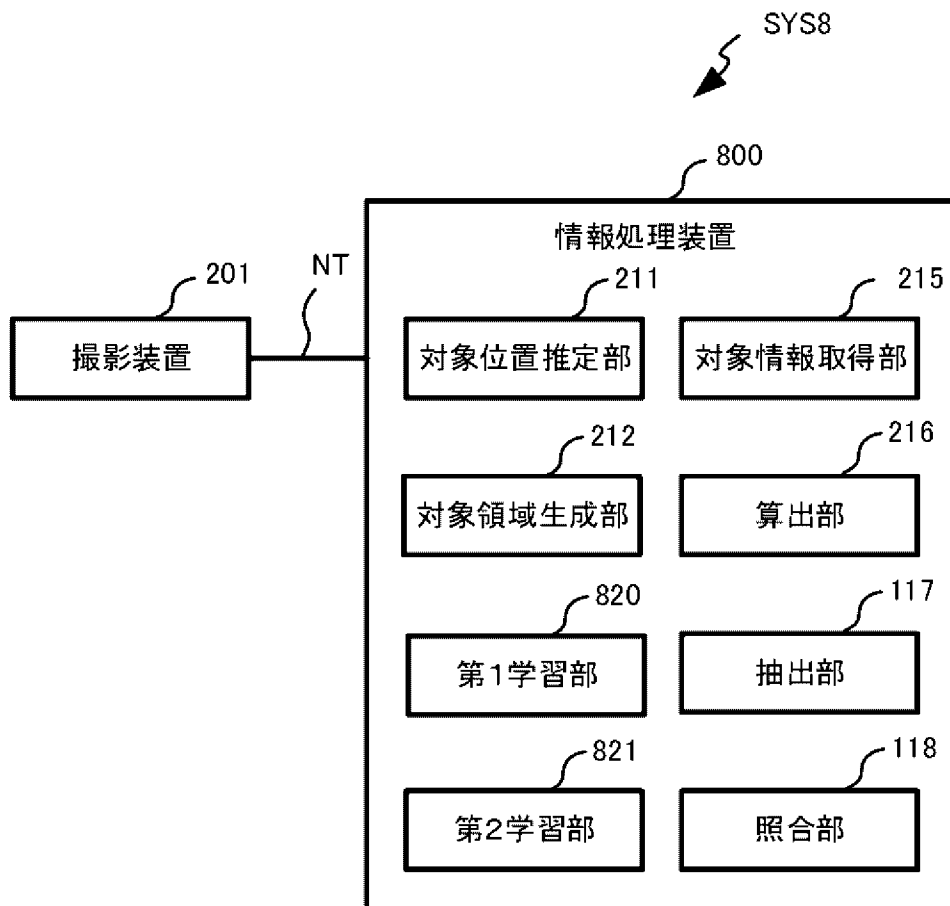
[図24]



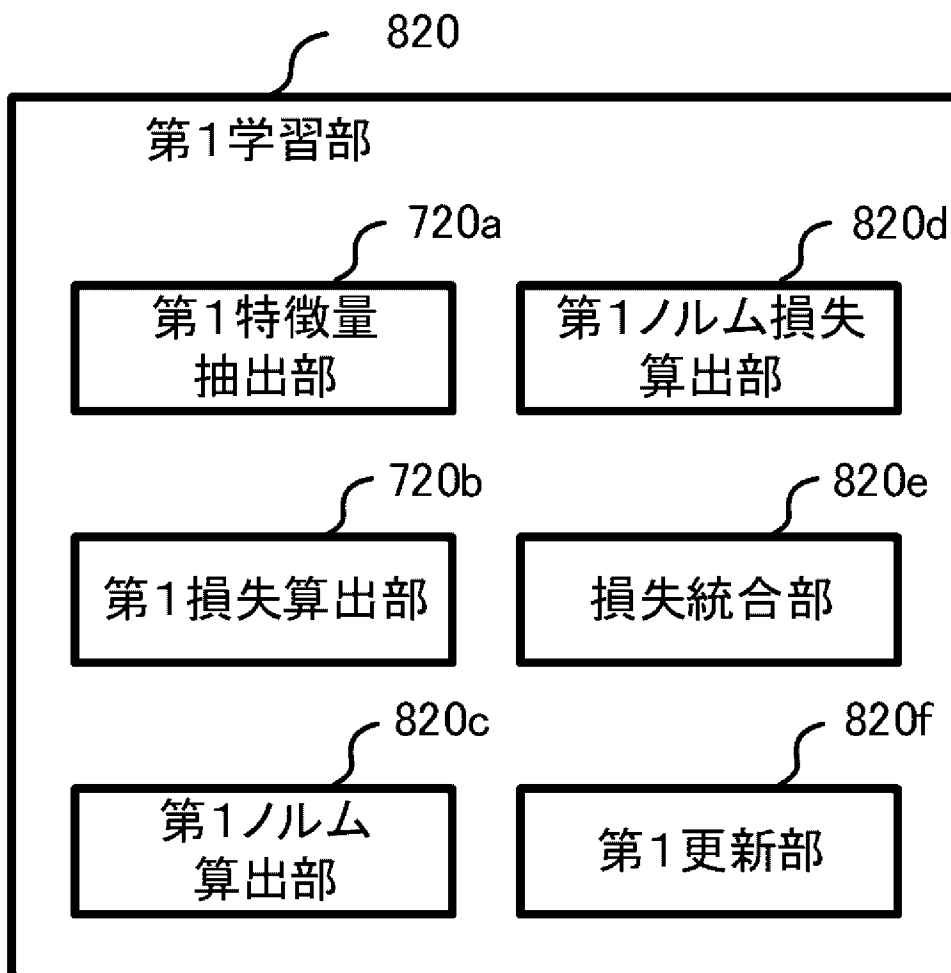
[図25]



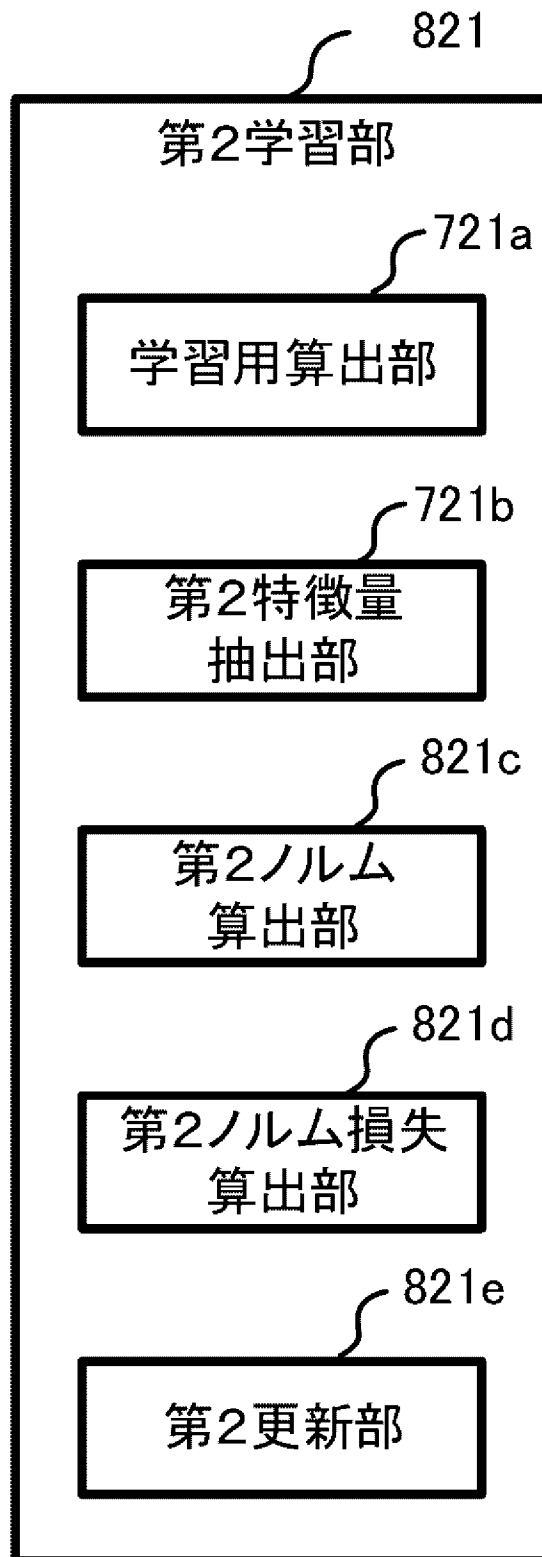
[図26]



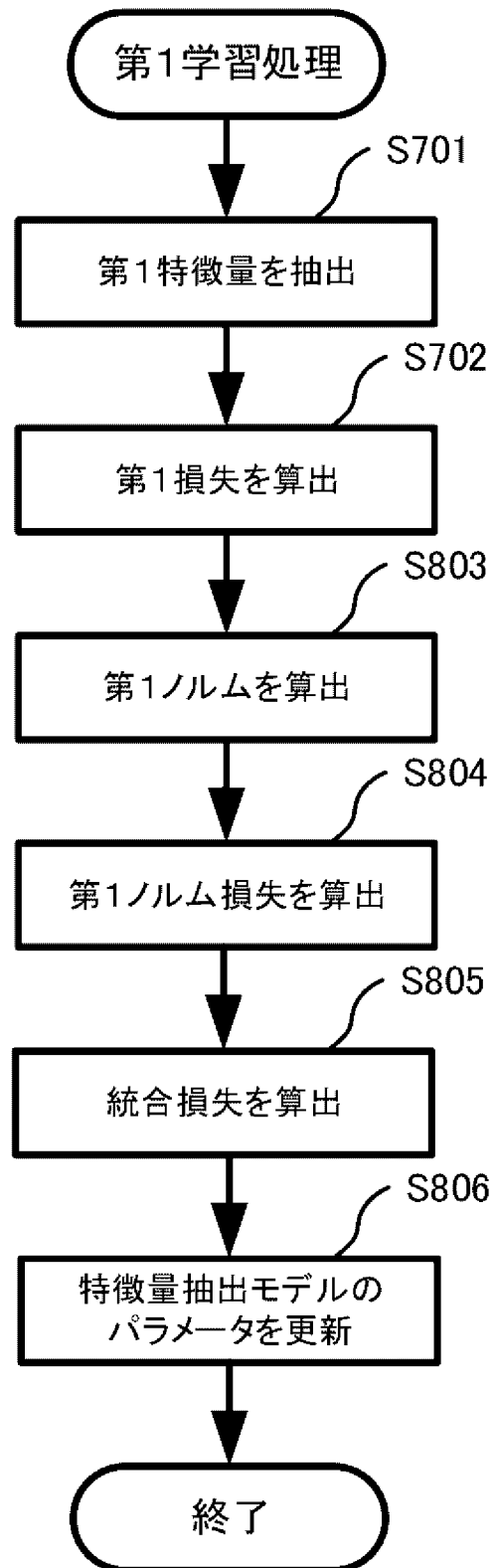
[図27]



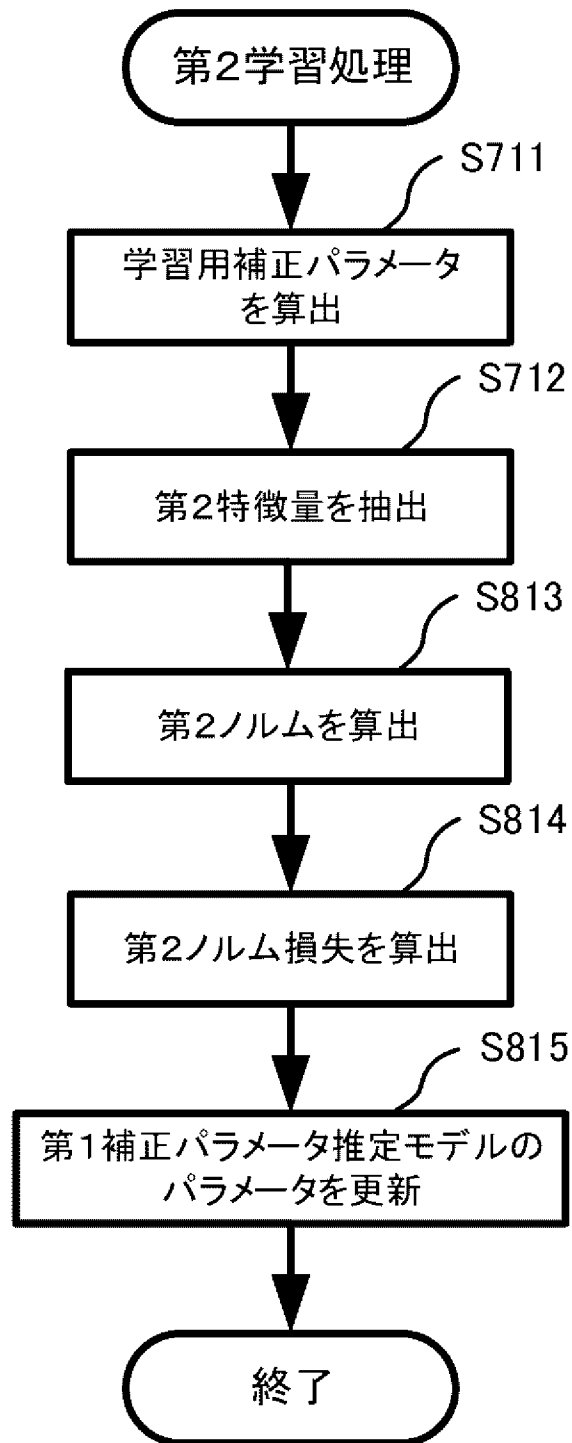
[図28]



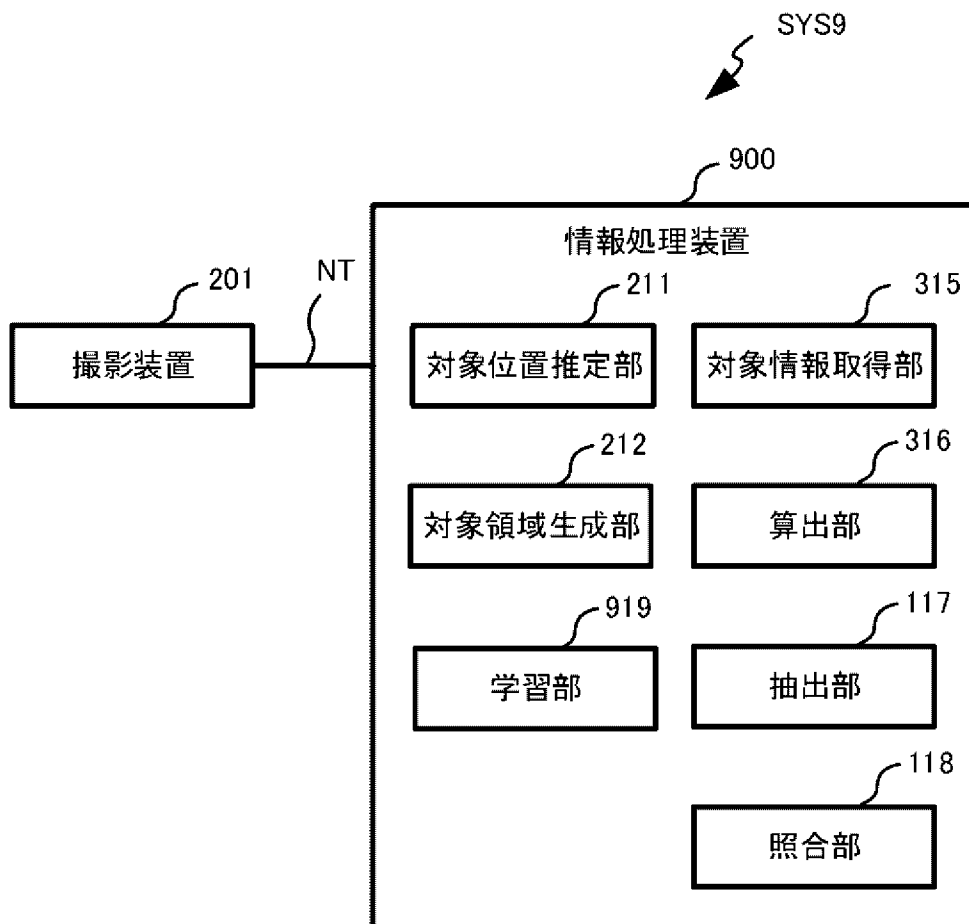
[図29]



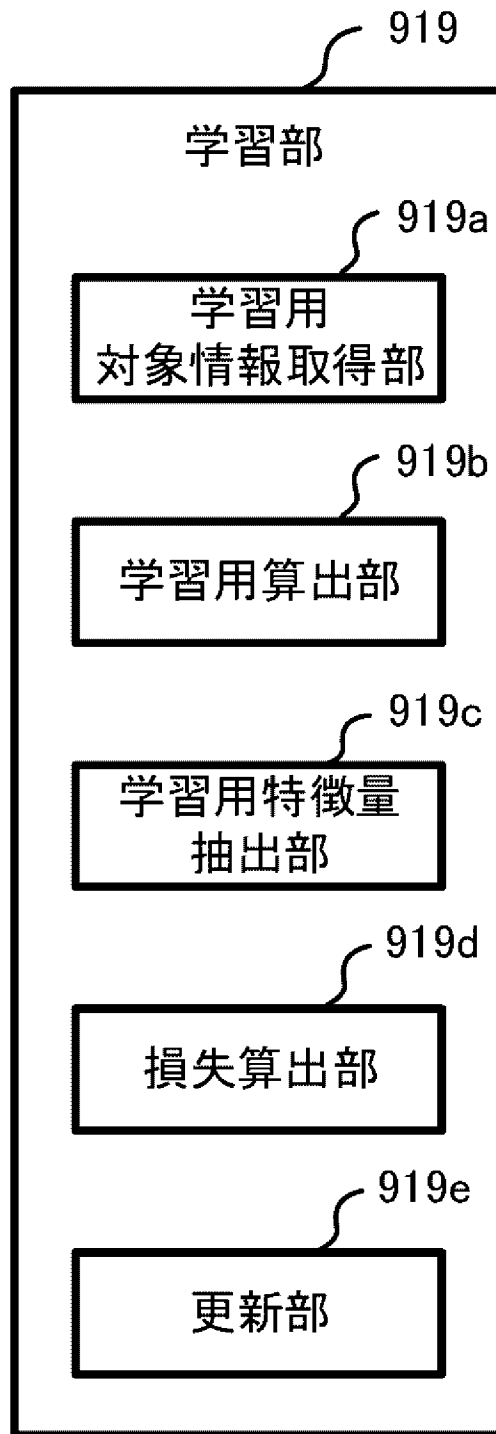
[図30]



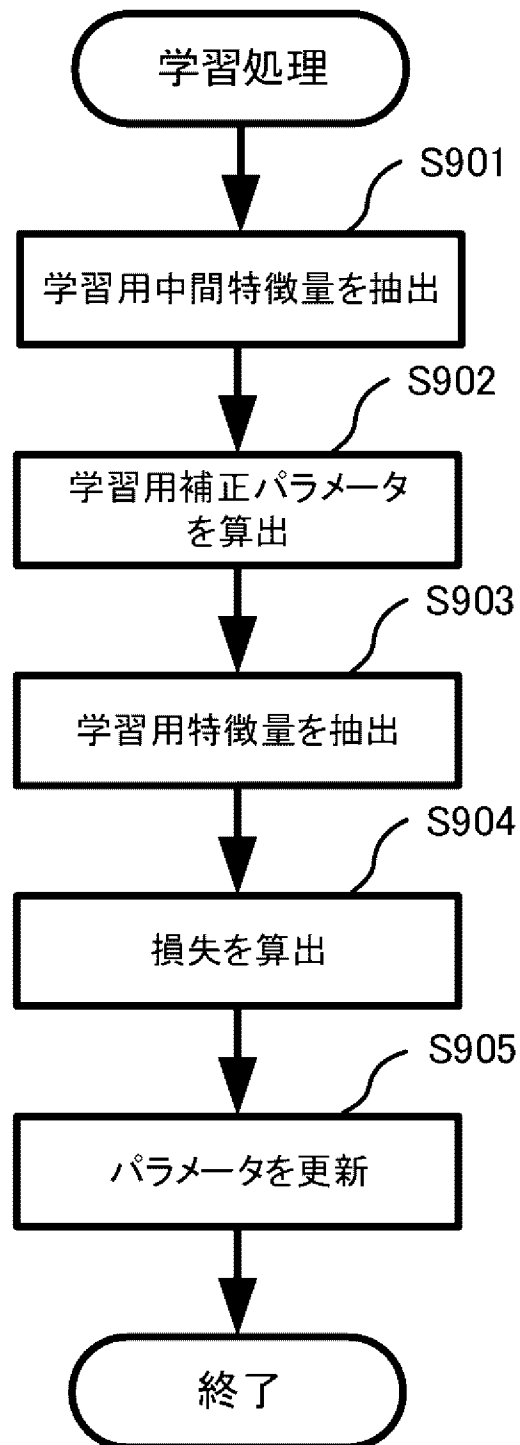
[図31]



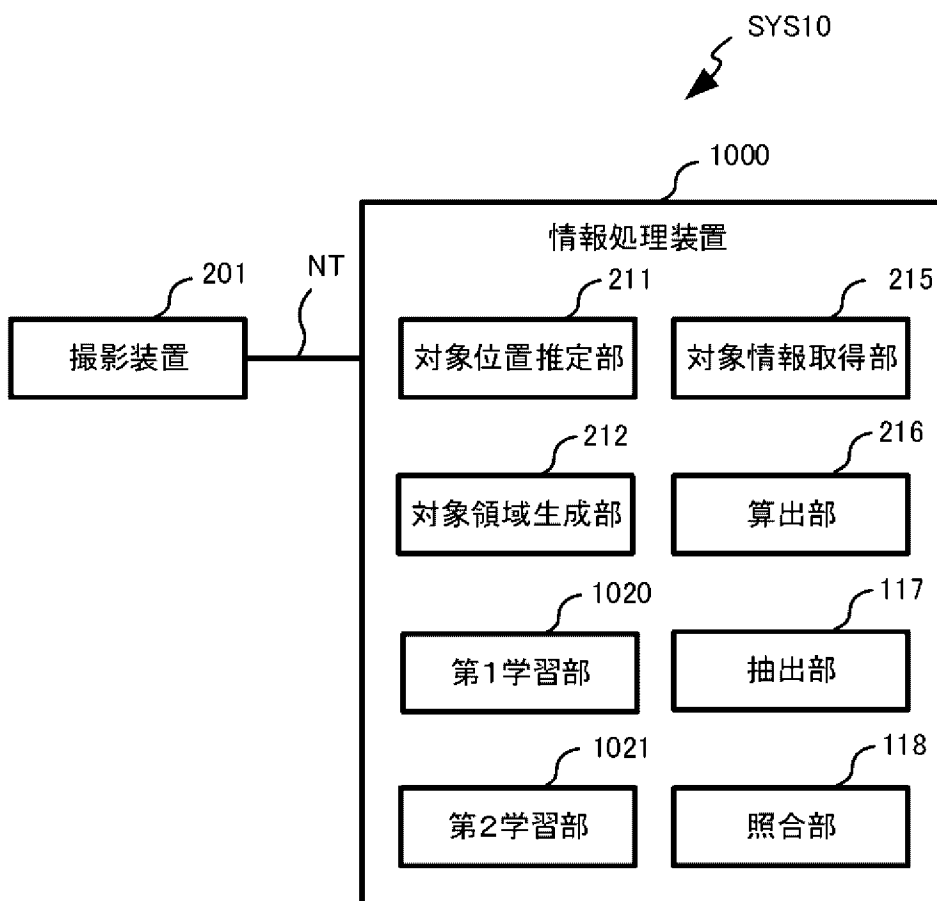
[図32]



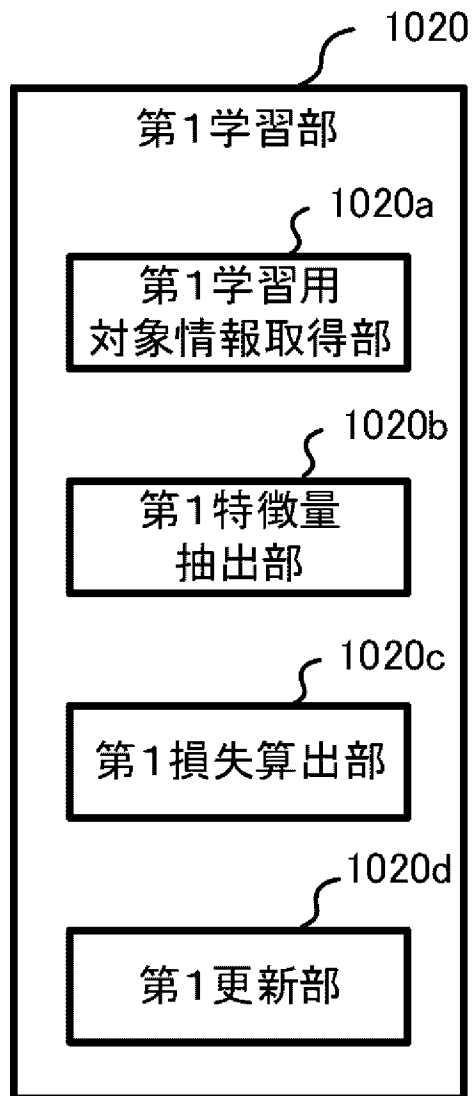
[図33]



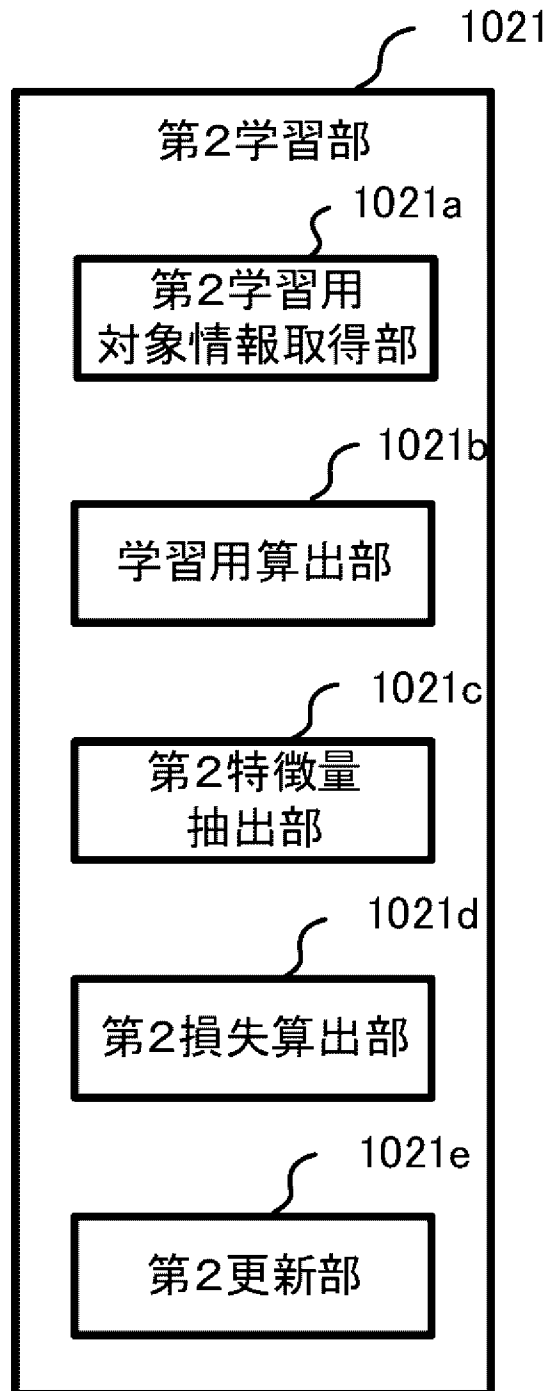
[図34]



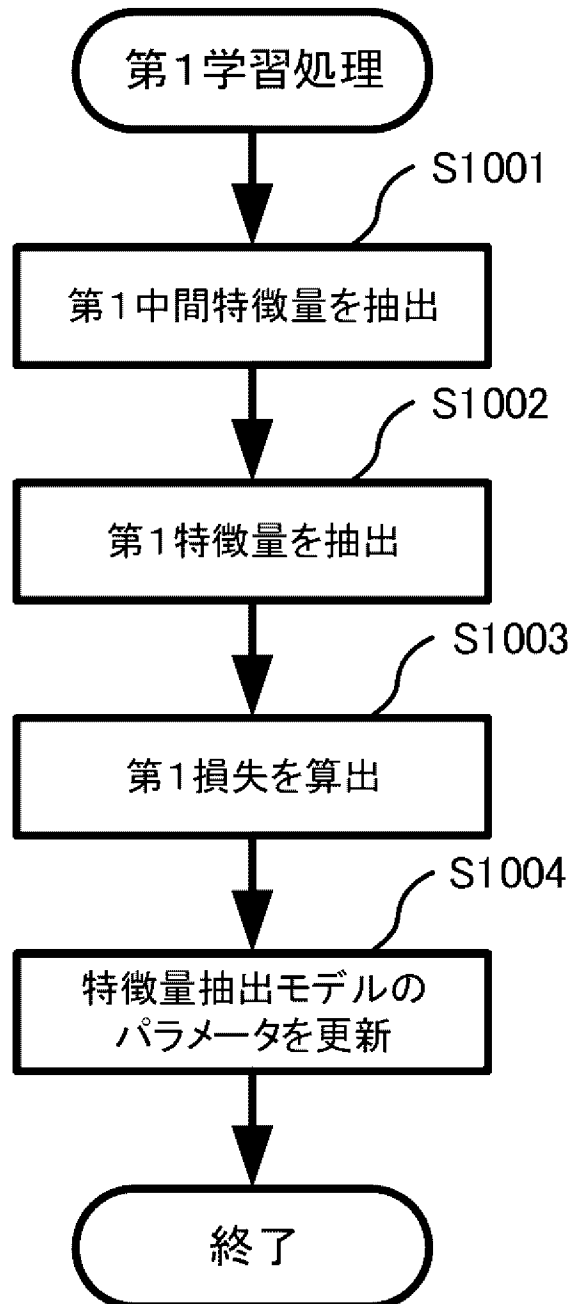
[図35]



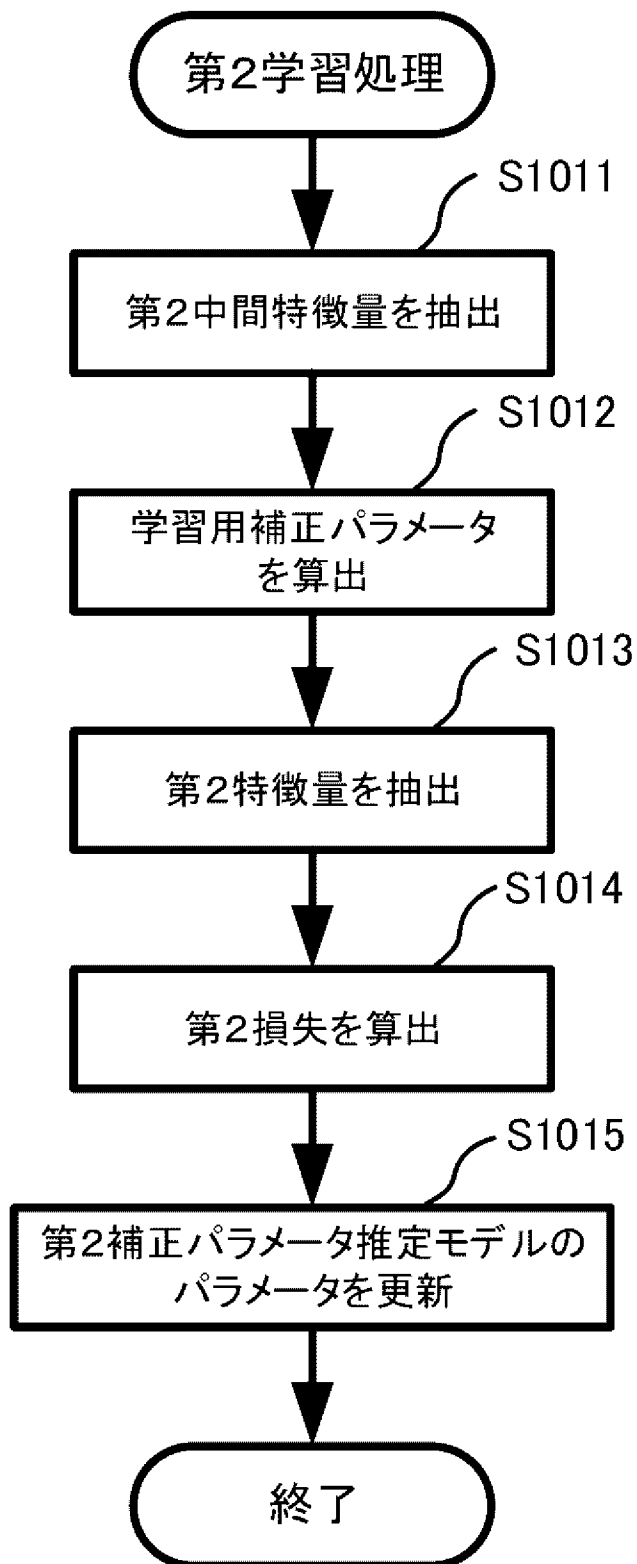
[図36]



[図37]



[図38]



## INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2023/030113

<b>A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER</b>		
G06V 40/18(2022.01)i FI: G06V40/18		
According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC		
<b>B. FIELDS SEARCHED</b>		
Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols) G06V40/18 - 40/19, G06T 7/00 - 7/90, G06V 10/00 - 20/90, G06V30/418, G06V40/00 - 40/16, G06V40/16, G06V40/20, G06V40/30 - 40/70		
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 1971-2023 Registered utility model specifications of Japan 1996-2023 Published registered utility model applications of Japan 1994-2023		
Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)		
<b>C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT</b>		
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	WO 2023/012967 A1 (FUJITSU LIMITED) 09 February 2023 (2023-02-09) paragraphs [0002], [0032]-[0034], [0044], [0051], [0058], [0063]-[0064], [0068]-[0069], fig. 3, 5-6	1-3, 8, 14-16
Y	CN 112801262 A (THE BOEING COMPANY) 14 May 2021 (2021-05-14) paragraph [0031]	1-3, 8, 14-16
A	JP 2020-135011 A (KIOXIA CORP.) 31 August 2020 (2020-08-31) paragraph [0007]	4-7, 9-13
<input type="checkbox"/> Further documents are listed in the continuation of Box C. <input checked="" type="checkbox"/> 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 <b>15 September 2023</b>		Date of mailing of the international search report <b>26 September 2023</b>
Name and mailing address of the ISA/JP <b>Japan Patent Office (ISA/JP) 3-4-3 Kasumigaseki, Chiyoda-ku, Tokyo 100-8915 Japan</b>		Authorized officer  Telephone No.

**INTERNATIONAL SEARCH REPORT**  
**Information on patent family members**

International application No. <b>PCT/JP2023/030113</b>
---

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
WO	2023/012967	A1	09 February 2023	(Family: none)	
CN	112801262	A	14 May 2021	(Family: none)	
JP	2020-135011	A	31 August 2020	US 2020/0257983	A1
paragraph [0015]					

A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（IPC）） G06V 40/18(2022.01)i FI: G06V40/18		
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）） G06V40/18 - 40/19, G06T 7/00 - 7/90, G06V10/00 - 20/90, G06V30/418, G06V40/00 - 40/16, G06V40/16, G06V40/20, G06V40/30 - 40/70 最小限資料以外の資料で調査を行った分野に含まれるもの 日本国実用新案公報 1922 - 1996年 日本国公開実用新案公報 1971 - 2023年 日本国実用新案登録公報 1996 - 2023年 日本国登録実用新案公報 1994 - 2023年 国際調査で使用した電子データベース（データベースの名称、調査に使用した用語）		
C. 関連すると認められる文献		
引用文献の カテゴリー*	引用文献名 及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示	関連する 請求項の番号
Y	WO 2023/012967 A1 (富士通株式会社) 09.02.2023 (2023 - 02 - 09) 段落[0002], [0032]~[0034], [0044], [0051], [0058], [0063]~[0064], [0068]~ [0069], 図3, 5~6	1-3, 8, 14-16
Y	CN 112801262 A (THE BOEING COMPANY) 14.05.2021 (2021 - 05 - 14) 段落[0031]	1-3, 8, 14-16
A	JP 2020-135011 A (キオクシア株式会社) 31.08.2020 (2020 - 08 - 31) 段落[0007]	4-7, 9-13
<input type="checkbox"/> C欄の続きにも文献が列挙されている。 <input checked="" type="checkbox"/> 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	15.09.2023	国際調査報告の発送日 26.09.2023
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）  伊知地 和之 5H 9291  電話番号 03-3581-1101 内線 3531	

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/JP2023/030113

引用文献	公表日	パテントファミリー文献	公表日
WO 2023/012967 A1	09.02.2023	(ファミリーなし)	
CN 112801262 A	14.05.2021	(ファミリーなし)	
JP 2020-135011 A	31.08.2020	US 2020/0257983 A1 段落[0015]	