

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特許公報(B2)

(11) 特許番号

特許第6092012号  
(P6092012)

(45) 発行日 平成29年3月8日(2017.3.8)

(24) 登録日 平成29年2月17日(2017.2.17)

(51) Int.Cl. F 1  
G 0 6 T 7 / 0 0 (2017.01) G 0 6 T 7 / 0 0 3 0 0 F

請求項の数 4 (全 24 頁)

(21) 出願番号	特願2013-127557 (P2013-127557)	(73) 特許権者	392026693 株式会社NTTドコモ
(22) 出願日	平成25年6月18日(2013.6.18)		東京都千代田区永田町二丁目11番1号
(65) 公開番号	特開2015-1941 (P2015-1941A)	(74) 代理人	100088155 弁理士 長谷川 芳樹
(43) 公開日	平成27年1月5日(2015.1.5)	(74) 代理人	100113435 弁理士 黒木 義樹
審査請求日	平成28年2月12日(2016.2.12)	(74) 代理人	100121980 弁理士 沖山 隆
		(74) 代理人	100128107 弁理士 深石 賢治
		(72) 発明者	磯 俊樹 東京都千代田区永田町二丁目11番1号 株式会社エヌ・ティ・ティ・ドコモ内

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 物体識別システムおよび物体識別方法

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項1】

複数視点から学習用物体を撮影した画像データから、前記学習用物体の複数の特徴点を抽出する学習用特徴点抽出手段と、

抽出された前記学習用物体の複数の特徴点から、前記学習用物体についての幾何学的不変量が算出可能な複数の特徴点から成る特徴点群を複数組選択する学習用特徴点選択手段と、

選択された前記学習用物体についての各組の特徴点群の位置から幾何学的不変量を算出することで、前記学習用物体についての複数の幾何学的不変量を取得する学習用幾何学的不変量算出手段と、

取得された前記学習用物体についての幾何学的不変量の各々から幾何学的不変量特徴ベクトルを算出することで、前記学習用物体についての複数の幾何学的不変量特徴ベクトルを取得する学習用幾何学的不変量特徴ベクトル算出手段と、

取得された前記学習用物体についての複数の幾何学的不変量特徴ベクトルの各々について、当該幾何学的不変量特徴ベクトルの多次元分布から幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトルを算出する学習用幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトル算出手段と、

前記抽出された前記学習用物体の複数の特徴点の各々に関する局所特徴量に基づく当該複数の特徴点の多次元分布から、局所特徴量ベース特徴点分布ベクトルを算出する学習用局所特徴量ベース特徴点分布ベクトル算出手段と、

前記学習用物体についての局所特徴量ベース特徴点分布ベクトルおよび複数の幾何学的

不変量ベース特徴点分布ベクトルを入力として前記学習用物体を機械学習させることで、学習済み識別情報データを取得する識別情報データ取得手段と、

複数視点から識別対象物体を撮影した画像データから、前記識別対象物体の複数の特徴点を抽出する識別用特徴点抽出手段と、

抽出された前記識別対象物体の複数の特徴点から、前記識別対象物体についての幾何学的不変量が算出可能な複数の特徴点から成る特徴点群を複数組選択する識別用特徴点選択手段と、

選択された前記識別対象物体についての各組の特徴点群の位置から幾何学的不変量を算出することで、前記識別対象物体についての複数の幾何学的不変量を取得する識別用幾何学的不変量算出手段と、

10

取得された前記識別対象物体についての幾何学的不変量の各々から幾何学的不変量特徴ベクトルを算出することで、前記識別対象物体についての複数の幾何学的不変量特徴ベクトルを取得する識別用幾何学的不変量特徴ベクトル算出手段と、

取得された前記識別対象物体についての複数の幾何学的不変量特徴ベクトルの各々について、当該幾何学的不変量特徴ベクトルの多次元分布から幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトルを算出する識別用幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトル算出手段と、

前記抽出された前記識別対象物体の複数の特徴点の各々に関する局所特徴量に基づく当該複数の特徴点の多次元分布から、局所特徴量ベース特徴点分布ベクトルを算出する識別用局所特徴量ベース特徴点分布ベクトル算出手段と、

前記識別対象物体についての局所特徴量ベース特徴点分布ベクトルおよび複数の幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトルを入力として、前記学習済み識別情報データを用いて前記識別対象物体を識別する物体識別手段と、

20

を備える物体識別システム。

#### 【請求項 2】

前記学習用物体および前記識別対象物体を複数視点から撮影した画像データを取得する画像データ取得手段と、

前記物体識別手段による識別結果を出力する出力手段と、

をさらに備える請求項 1 に記載の物体識別システム。

#### 【請求項 3】

前記学習用物体についての学習済み識別情報データを格納するための識別情報データベースと、

30

前記識別情報データ取得手段により取得された前記学習用物体についての学習済み識別情報データを前記識別情報データベースに格納する格納手段と、

をさらに備える請求項 1 又は 2 に記載の物体識別システム。

#### 【請求項 4】

物体識別システムによって実行される物体識別方法であって、

複数視点から学習用物体を撮影した画像データから、前記学習用物体の複数の特徴点を抽出するステップと、

抽出された前記学習用物体の複数の特徴点から、前記学習用物体についての幾何学的不変量が算出可能な複数の特徴点から成る特徴点群を複数組選択するステップと、

40

選択された前記学習用物体についての各組の特徴点群の位置から幾何学的不変量を算出することで、前記学習用物体についての複数の幾何学的不変量を取得するステップと、

取得された前記学習用物体についての幾何学的不変量の各々から幾何学的不変量特徴ベクトルを算出することで、前記学習用物体についての複数の幾何学的不変量特徴ベクトルを取得するステップと、

取得された前記学習用物体についての幾何学的不変量特徴ベクトルの各々について、当該幾何学的不変量特徴ベクトルの多次元分布から幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトルを算出するステップと、

前記抽出された前記学習用物体の複数の特徴点の各々に関する局所特徴量に基づく当該複数の特徴点の多次元分布から、局所特徴量ベース特徴点分布ベクトルを算出するステッ

50

ブと、

前記学習用物体についての局所特徴量ベース特徴点分布ベクトルおよび複数の幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトルを入力として前記学習用物体を機械学習させることで、学習済み識別情報データを取得するステップと、

複数視点から識別対象物体を撮影した画像データから、前記識別対象物体の複数の特徴点を抽出するステップと、

抽出された前記識別対象物体の複数の特徴点から、前記識別対象物体についての幾何学的不変量が算出可能な複数の特徴点から成る特徴点群を複数組選択するステップと、

選択された前記識別対象物体についての各組の特徴点群の位置から幾何学的不変量を算出することで、前記識別対象物体についての複数の幾何学的不変量を取得するステップと

10

、  
取得された前記識別対象物体についての幾何学的不変量の各々から幾何学的不変量特徴ベクトルを算出することで、前記識別対象物体についての複数の幾何学的不変量特徴ベクトルを取得するステップと、

取得された前記識別対象物体についての幾何学的不変量特徴ベクトルの各々について、当該幾何学的不変量特徴ベクトルの多次元分布から幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトルを算出するステップと、

前記抽出された前記識別対象物体の複数の特徴点の各々に関する局所特徴量に基づく当該複数の特徴点の多次元分布から、局所特徴量ベース特徴点分布ベクトルを算出するステップと、

20

前記識別対象物体についての局所特徴量ベース特徴点分布ベクトルおよび複数の幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトルを入力として、前記学習済み識別情報データを用いて前記識別対象物体を識別するステップと、

を備える物体識別方法。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、物体識別システムおよび物体識別方法に関する。本発明に係る物体識別システムおよび物体識別方法は、複数視点の画像を撮影できるステレオカメラを搭載した携帯電話機を用いて実世界の物体を識別すること、取り込んだ画像の情報を解析することで個人の状況（コンテキスト）を識別すること等に利用されるものであり、コンテキスト通信やコンテキストに基づくサービスナビゲーションなどのコンテキストウェアサービスの分野に関わっている。

30

【背景技術】

【0002】

物体識別は、実世界やユーザ状況を理解する上で重要な手掛かりになるので、さまざまなサービス分野でのニーズがある。物体を識別するには、タグを用いることが一般的であるが、タグを識別対象の物体に付けたり、タグの読み取り装置を設置する等の手間が掛っていた。

【0003】

40

画像データに基づいて物体識別を行う場合、大別すると、物体に付けたバーコード等のタグに基づいて識別する方法、物体の物理モデルに基づいて識別する方法、画像から抽出した局所特徴量に基づいて識別する方法があった。

【先行技術文献】

【非特許文献】

【0004】

【非特許文献1】H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, and L. J. V. Gool. Speeded-up robust features (surf). Computer Vision and Image Understanding, 110(3): pages 346\_359, 2008

【非特許文献2】A. Bosch, A. Zisserman, and X. Munoz. Image classificati

50

on using random forests and ferns. ICCV, pages 1\_8, 2007

【非特許文献3】R. Fergus, P. Perona, and A. Zisserman. Object class recognition by unsupervised scale-invariant learning. CVPR, pages 264\_271, 2003

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0005】

前述したような従来の物体識別方法には、例えば以下のような課題がある。即ち、タグに基づいて識別する方法では、原則、物体に平面タグを装着することが必要となる。また、視点方向が異なる画像で物体を識別するためには、物体の三次元(3D)モデル化や複数視点からの画像データが必要となる。

10

【0006】

特に一般画像認識では、SIFT特徴量をはじめとする局所特徴量から抽出できるBag-of-keypointsを識別特徴量として物体識別する方法が提案されているが(非特許文献1参照)、基本的には局所特徴量の位置関係は利用していないので、必ずしも物体形状を考慮した特徴量にはなっていない。また、視点方向にロバストな点を考慮したアプローチではなく、視点方向の変化に対する評価がほとんどされていない。

【0007】

局所特徴量の位置関係を考慮したアプローチとしてConstellation Model(局所特徴量および位置の出現確率を用いた方法)があるが(非特許文献3参照)、多様な種類のデータを用意する必要がある。また、Bag-of-keypoint(局所特徴量のヒストグラム)から規定パターンを抽出するとともに言語モデルやコンテキストモデルや関心領域を自動的に抽出し、random pyramid表現を用いてSVM random forestで80%という高精度で物体を識別する方法もある(非特許文献2参照)。

20

【0008】

ところが、上述した従来の方法は、そもそも単一カメラ画像を対象にしたものがほとんどであり、複数視点からのカメラ画像を対象にしたものはほとんどない。

【0009】

本発明は、上記の課題を解決するために成されたものであり、物体にタグを装着することなく、複数視点からのカメラ画像を対象にしつつ、カメラの視点方向等に依存しないロバストな物体識別を行うことができる物体識別システムおよび物体識別方法を提供することを目的とする。

30

【課題を解決するための手段】

【0010】

本発明に係る物体識別システムは、複数視点から学習用物体を撮影した画像データから、学習用物体の複数の特徴点を抽出する学習用特徴点抽出手段と、抽出された学習用物体の複数の特徴点から、学習用物体についての幾何学的不変量が算出可能な複数の特徴点から成る特徴点群を複数組選択する学習用特徴点選択手段と、選択された学習用物体についての各組の特徴点群の位置から幾何学的不変量を算出することで、学習用物体についての複数の幾何学的不変量を取得する学習用幾何学的不変量算出手段と、取得された学習用物体についての幾何学的不変量の各々から幾何学的不変量特徴ベクトルを算出することで、学習用物体についての複数の幾何学的不変量特徴ベクトルを取得する学習用幾何学的不変量特徴ベクトル算出手段と、取得された前記学習用物体についての幾何学的不変量特徴ベクトルの各々について、当該幾何学的不変量特徴ベクトルの多次元分布から幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトルを算出する学習用幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトル算出手段と、抽出された学習用物体の複数の特徴点の各々に関する局所特徴量に基づく当該複数の特徴点の多次元分布から、局所特徴量ベース特徴点分布ベクトルを算出する学習用局所特徴量ベース特徴点分布ベクトル算出手段と、学習用物体についての局所特徴量ベース特徴点分布ベクトルおよび複数の幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトルを入力として学習用物体を機械学習させることで、学習済み識別情報データを取得する識別情報デ

40

50

ータ取得手段と、複数視点から識別対象物体を撮影した画像データから、識別対象物体の複数の特徴点を抽出する識別用特徴点抽出手段と、抽出された識別対象物体の複数の特徴点から、識別対象物体についての幾何学的不変量が算出可能な複数の特徴点から成る特徴点群を複数組選択する識別用特徴点選択手段と、選択された識別対象物体についての各組の特徴点群の位置から幾何学的不変量を算出することで、識別対象物体についての複数の幾何学的不変量を取得する識別用幾何学的不変量算出手段と、取得された識別対象物体についての幾何学的不変量の各々から幾何学的不変量特徴ベクトルを算出することで、識別対象物体についての複数の幾何学的不変量特徴ベクトルを取得する識別用幾何学的不変量特徴ベクトル算出手段と、取得された前記識別対象物体についての幾何学的不変量特徴ベクトルの各々について、当該幾何学的不変量特徴ベクトルの多次元分布から幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトルを算出する識別用幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトル算出手段と、抽出された識別対象物体の複数の特徴点の各々に関する局所特徴量に基づく当該複数の特徴点の多次元分布から、局所特徴量ベース特徴点分布ベクトルを算出する識別用局所特徴量ベース特徴点分布ベクトル算出手段と、識別対象物体についての局所特徴量ベース特徴点分布ベクトルおよび複数の幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトルを入力として、学習済み識別情報データを用いて識別対象物体を識別する物体識別手段と、を備える。

10

**【0011】**

なお、本件において「識別対象物体」とは、識別対象とされる物体、即ち、識別したい物体を意味し、「学習用物体」とは、識別対象物体の識別にて用いられる学習済み識別情報データを事前に取得するために使用される物体を意味する。

20

**【0012】**

このような物体識別システムでは、複数視点から学習用物体を撮影した画像データから、学習用物体の複数の特徴点が抽出され、抽出された学習用物体の複数の特徴点から、学習用物体についての幾何学的不変量が算出可能な複数の特徴点から成る特徴点群が複数組選択され、学習用物体についての各組の特徴点群の位置から幾何学的不変量を算出することで、学習用物体についての複数の幾何学的不変量が取得され、学習用物体についての幾何学的不変量の各々から幾何学的不変量特徴ベクトルを算出することで、学習用物体についての複数の幾何学的不変量特徴ベクトルが取得される。そして、学習用物体についての幾何学的不変量特徴ベクトルの各々について、当該幾何学的不変量特徴ベクトルの多次元分布から幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトルが算出されるとともに、学習用物体の複数の特徴点の各々に関する局所特徴量に基づく当該複数の特徴点の多次元分布から、局所特徴量ベース特徴点分布ベクトルが算出される。さらに、学習用物体についての局所特徴量ベース特徴点分布ベクトルおよび複数の幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトルを入力として学習用物体を機械学習させることで、学習済み識別情報データが取得される。

30

**【0013】**

そして、同様に、複数視点から識別対象物体を撮影した画像データから、識別対象物体の複数の特徴点が抽出され、抽出された識別対象物体の複数の特徴点から、識別対象物体についての幾何学的不変量が算出可能な複数の特徴点から成る特徴点群が複数組選択され、識別対象物体についての各組の特徴点群の位置から幾何学的不変量を算出することで、識別対象物体についての複数の幾何学的不変量が取得され、識別対象物体についての幾何学的不変量の各々から幾何学的不変量特徴ベクトルを算出することで、識別対象物体についての複数の幾何学的不変量特徴ベクトルが取得される。そして、識別対象物体についての幾何学的不変量特徴ベクトルの各々について、当該幾何学的不変量特徴ベクトルの多次元分布から幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトルが算出されるとともに、識別対象物体の複数の特徴点の各々に関する局所特徴量に基づく当該複数の特徴点の多次元分布から、局所特徴量ベース特徴点分布ベクトルが算出される。さらに、識別対象物体についての局所特徴量ベース特徴点分布ベクトルおよび複数の幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトルを入力として、学習済み識別情報データを用いて、識別対象物体が識別される。

40

**【0014】**

50

上記のように、学習用物体についての局所特徴量ベース特徴点分布ベクトルとともに学習用物体についての複数の幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトルを入力として、学習用物体を機械学習させることで学習済み識別情報データを取得する。さらに、学習済み識別情報データと、識別対象物体についての局所特徴量ベース特徴点分布ベクトルおよび複数の幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトルに基づいて、識別対象物体を識別することで、物体にタグを装着することなく、複数視点からのカメラ画像を対象にしつつ、カメラの視点方向等に依存しないロバストな物体識別を行うことができる。

【0015】

なお、上記の物体識別システムは、学習用物体および識別対象物体を複数視点から撮影した画像データを取得する画像データ取得手段と、物体識別手段による識別結果を出力する出力手段と、をさらに備えてもよい。また、上記の物体識別システムは、学習用物体についての学習済み識別情報データを格納するための識別情報データベースと、識別情報データ取得手段により取得された学習用物体についての学習済み識別情報データを識別情報データベースに格納する格納手段と、をさらに備えてもよい。

10

【0016】

上記の物体識別システムに係る発明は、物体識別方法に係る発明として捉えることもでき、以下のように記述することができる。即ち、本発明に係る物体識別方法は、物体識別システムによって実行される物体識別方法であって、複数視点から学習用物体を撮影した画像データから、学習用物体の複数の特徴点を抽出するステップと、抽出された学習用物体の複数の特徴点から、学習用物体についての幾何学的不変量が算出可能な複数の特徴点から成る特徴点群を複数組選択するステップと、選択された学習用物体についての各組の特徴点群の位置から幾何学的不変量を算出することで、学習用物体についての複数の幾何学的不変量を取得するステップと、取得された学習用物体についての幾何学的不変量の各々から幾何学的不変量特徴ベクトルを算出することで、学習用物体についての複数の幾何学的不変量特徴ベクトルを取得するステップと、取得された学習用物体についての幾何学的不変量特徴ベクトルの各々について、当該幾何学的不変量特徴ベクトルの多次元分布から幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトルを算出するステップと、抽出された学習用物体の複数の特徴点の各々に関する局所特徴量に基づく当該複数の特徴点の多次元分布から、局所特徴量ベース特徴点分布ベクトルを算出するステップと、学習用物体についての局所特徴量ベース特徴点分布ベクトルおよび複数の幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトルを入力として学習用物体を機械学習させることで、学習済み識別情報データを取得するステップと、複数視点から識別対象物体を撮影した画像データから、識別対象物体の複数の特徴点を抽出するステップと、抽出された識別対象物体の複数の特徴点から、識別対象物体についての幾何学的不変量が算出可能な複数の特徴点から成る特徴点群を複数組選択するステップと、選択された識別対象物体についての各組の特徴点群の位置から幾何学的不変量を算出することで、識別対象物体についての複数の幾何学的不変量を取得するステップと、取得された識別対象物体についての幾何学的不変量の各々から幾何学的不変量特徴ベクトルを算出することで、識別対象物体についての複数の幾何学的不変量特徴ベクトルを取得するステップと、取得された識別対象物体についての幾何学的不変量特徴ベクトルの各々について、当該幾何学的不変量特徴ベクトルの多次元分布から幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトルを算出するステップと、抽出された識別対象物体の複数の特徴点の各々に関する局所特徴量に基づく当該複数の特徴点の多次元分布から、局所特徴量ベース特徴点分布ベクトルを算出するステップと、識別対象物体についての局所特徴量ベース特徴点分布ベクトルおよび複数の幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトルを入力として、学習済み識別情報データを用いて識別対象物体を識別するステップと、を備える。

20

30

40

【発明の効果】

【0017】

本発明によれば、物体にタグを装着することなく、複数視点からのカメラ画像を対象にしつつ、カメラの視点方向等に依存しないロバストな物体識別を行うことができる。

【図面の簡単な説明】

50

## 【 0 0 1 8 】

【図 1】 発明の実施形態に係る物体識別システム構成図である。

【図 2】 識別情報データベースの作成に係る処理のフロー図である。

【図 3】 識別対象物体の物体識別に係る処理のフロー図である。

【図 4】 物体識別サーバのハードウェア構成例を示す図である。

【発明を実施するための形態】

## 【 0 0 1 9 】

以下、図面を用いて発明の実施形態を説明する。以下では、複数視点からのカメラ画像を対象としてカメラの視点方向に依存しない物体識別を行う物体識別システムおよび物体識別方法に関する一実施形態を説明する。なお、以下では、複数視点数が 2 である場合を例にとって説明するが、複数視点数が 3 以上の場合も同様に適用できる。

10

## 【 0 0 2 0 】

[ 物体識別システムの構成 ]

図 1 には、物体識別システム 1 の一構成例を示す。図 1 に示すように、物体識別システム 1 は、識別対象物体および学習用物体（これらを以下では「物体」と総称する）を複数視点から撮影した画像データを取得するステレオカメラ 10 と、画像データからの特徴点位置の抽出、幾何学的不変量の算出、Bag\_of\_Feature (BoF) ベースの特徴量ベクトルの算出、機械学習、物体識別などを行う物体識別サーバ 20 と、学習用物体についての学習済み識別情報データを格納するための識別情報データベース 40 と、物体識別の結果を表示するための表示装置 50（出力手段）と、を備えている。

20

## 【 0 0 2 1 】

ステレオカメラ 10 には、ステレオカメラ間のキャリブレーションを実行する前処理部 11 と、物体を複数視点から撮影する撮影部 12 と、撮影で得られた複数視点（一例として 2 つの視点）からの画像（以下「ステレオ画像」という）の画像データを物体識別サーバ 20 へ送信する画像データ送信部 13 とが搭載されている。

## 【 0 0 2 2 】

物体識別サーバ 20 は、ステレオ画像の画像データをステレオカメラ 10 から受信する画像データ受信部 21 と、ステレオ画像の画像データから物体の複数の特徴点を抽出する特徴点抽出部 22（学習用特徴点抽出手段、識別用特徴点抽出手段）と、後述の特徴点マッチングを行う特徴点マッチング部 23 と、後述のテンプレートマッチングを行うテンプレートマッチング部 24 と、幾何学的不変量を算出可能な特徴点候補を抽出する特徴点候補抽出部 25 a、25 b と、後述の特徴点配置チェックを行う特徴点配置チェック部 26 a、26 b と、複数の特徴点候補に基づいて幾何学的不変量を算出する幾何学的不変量算出部 27 a、27 b と、算出された幾何学的不変量の一致性チェックを行う一致性チェック部 28 a、28 b と、幾何学的不変量から物体識別用の幾何学的不変量特徴ベクトルを算出する特徴量ベクトル算出部 29 a、29 b と、幾何学的不変量特徴ベクトルから後述の手順で BoF 用特徴点候補を抽出する BoF 用特徴点候補抽出部 30 a、30 b と、幾何学的不変量特徴ベクトルに基づく特徴基底ベクトル (Bag\_of\_VisualWords (BoVW)) を抽出する特徴基底ベクトル抽出部 31 a、31 b と、後述の手順で幾何学的不変量特徴ベクトルに基づく特徴基底ベクトル (BoVW) から幾何学的不変量特徴ベクトルに基づく BoF ベースの特徴量ベクトルを算出する BoF ベース特徴量ベクトル算出部 32 a、32 b と、物体の複数の特徴点の各々に関する局所特徴量（ここでは一例として SURF 特徴量）から後述の手順で BoF 用特徴点候補を抽出する BoF 用特徴点候補抽出部 30 c と、局所特徴量に基づく特徴基底ベクトルを抽出する特徴基底ベクトル抽出部 31 c と、後述の手順で局所特徴量に基づく特徴基底ベクトルから局所特徴量に基づく BoF ベースの特徴量ベクトルを算出する BoF ベース特徴量ベクトル算出部 32 c と、学習用物体についての局所特徴量に基づく BoF ベースの特徴量ベクトルおよび幾何学的不変量特徴ベクトルに基づく複数の BoF ベースの特徴量ベクトルを入力として学習用物体を機械学習（一例として SVM (Support Vector Machine) 学習）させることで学習済み識別情報データを取得する機械学習部 33（識別情報データ取得手段）と、取得された学習済み識別情報データを識別情報データベース

30

40

50

40に格納する格納部34(格納手段)と、識別対象物体についての局所特徴量に基づくBoFベースの特徴量ベクトルおよび幾何学的不変量特徴ベクトルに基づく複数のBoFベースの特徴量ベクトルを入力として上記学習済み識別情報データを用いて識別対象物体を識別する物体識別部35(物体識別手段)と、を備える。

【0023】

なお、本実施形態では、機械学習の方法として、SVMに基づく機械学習の例を示すが、これに限定されるものではなく、他の機械学習の方法(例えば、AdaBoost(Adaptive Boosting)に基づく機械学習など)を採用してもよい。

【0024】

本実施形態では、複数の幾何学的不変量特徴ベクトルとして2つの幾何学的不変量特徴ベクトルを算出する例を示すが、これに限定されるものではない。2つの幾何学的不変量特徴ベクトルとは、後述する7つの特徴点に基づく幾何学的不変量特徴ベクトル、および5つの特徴点に基づく幾何学的不変量特徴ベクトルである。なお、特徴点候補抽出部25a、特徴点配置チェック部26a、幾何学的不変量算出部27a、一致性チェック部28a、特徴量ベクトル算出部29a、BoF用特徴点候補抽出部30a、特徴基底ベクトル抽出部31a、および、BoFベース特徴量ベクトル算出部32aは、後述する7つの特徴点に基づく幾何学的不変量特徴ベクトルの算出および当該幾何学的不変量特徴ベクトルに基づくBoFベースの特徴量ベクトルの算出に係る一連のステップA6a~A13aの処理群を実行するものであり、一方、特徴点候補抽出部25b、特徴点配置チェック部26b、幾何学的不変量算出部27b、一致性チェック部28b、特徴量ベクトル算出部29b、BoF用特徴点候補抽出部30b、特徴基底ベクトル抽出部31b、および、BoFベース特徴量ベクトル算出部32bは、後述する5つの特徴点に基づく幾何学的不変量特徴ベクトルの算出および当該幾何学的不変量特徴ベクトルに基づくBoFベースの特徴量ベクトルの算出に係る一連のステップA6b~A13bの処理群を実行するものである。

【0025】

なお、図1に示すように、ステレオカメラ10および画像データ受信部21は特許請求の範囲における「画像データ取得手段」に対応し、特徴点マッチング部23、テンプレートマッチング部24および特徴点候補抽出部25a、25bは「学習用特徴点選択手段、識別用特徴点選択手段」に対応し、さらに、特徴点配置チェック部26a、26bおよび幾何学的不変量算出部27a、27bは「学習用幾何学的不変量算出手段、識別用幾何学的不変量算出手段」に対応する。また、一致性チェック部28a、28bおよび特徴量ベクトル算出部29a、29bは「学習用幾何学的不変量特徴ベクトル算出手段、識別用幾何学的不変量特徴ベクトル算出手段」に対応し、BoF用特徴点候補抽出部30a、30b、特徴基底ベクトル抽出部31a、31b、およびBoFベース特徴量ベクトル算出部32a、32bは「学習用幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトル算出手段、識別用幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトル算出手段」に対応する。さらに、BoF用特徴点候補抽出部30c、特徴基底ベクトル抽出部31cおよびBoFベース特徴量ベクトル算出部32cは「学習用局所特徴量ベース特徴点分布ベクトル算出手段、識別用局所特徴量ベース特徴点分布ベクトル算出手段」に対応する。また、本実施形態における「幾何学的不変量特徴ベクトルに基づくBoFベースの特徴量ベクトル」が特許請求の範囲に記載の「幾何学的不変量ベース特徴点分布ベクトル」に相当し、本実施形態における「局所特徴量に基づくBoFベースの特徴量ベクトル」が特許請求の範囲に記載の「局所特徴量ベース特徴点分布ベクトル」に相当する。

【0026】

ところで、図1には、識別情報データベース40および表示装置50が物体識別サーバ20とは別体である構成例を示したが、識別情報データベース40と表示装置50のうち一方又は両方は物体識別サーバ20と一体であってもよい。

【0027】

また、物体識別サーバ20は、ハードウェアとしては通常の情報処理装置の基本構成と同様であり、特別なハードウェア構成を必要とするものではない。例えば、図4に示すよ

10

20

30

40

50



うに、物体識別サーバ20は、CPU20A、RAM20B、ROM20C、キーボードやマウス等の入力装置20D、外部との通信を行う通信装置20E、ハードディスク等の補助記憶装置20F、および、ディスプレイやプリンタ等の出力装置20Gを備える。図1の識別情報データベース40と表示装置50を物体識別サーバ20と一体に構成する場合、補助記憶装置20Fにより識別情報データベース40を構成し、出力装置20Gにより表示装置50を構成してもよい。

#### 【0028】

[物体識別方法に係る処理]

以下、物体識別方法に係る処理として、「識別情報データベースの作成に係る処理(図2)」と、「識別対象物体の物体識別に係る処理(図3)」とを順に説明する。後者の「識別対象物体の物体識別に係る処理」は、前者の「識別情報データベースの作成に係る処理」により識別情報データベース40が作成された後に実行される。なお、これら処理の開始トリガーは特定のものに限定されず、例えばステレオカメラ10による物体撮影時の所定のオペレータ操作などを開始トリガーとしてもよい。

#### 【0029】

[識別情報データベースの作成に係る処理]

(A1)ステレオカメラキャリブレーション

図2に示すように、識別情報データベースの作成に係る処理はステップA1~A12を備えており、まず、ステップA1では、ステレオカメラ10の前処理部11が、事前に既知の方法で、カメラキャリブレーションならびに画像データにおけるエピポーララインの位置合わせをする。ここで、得られたステレオ画像をそれぞれ $I_L(x_L, y_L)$ 、 $I_R(x_R, y_R)$ と表現する。

#### 【0030】

(A2)ステレオ画像取り込み

ステップA2では、学習用物体が撮影部12により任意の複数の(ここでは一例として2つの)視点から撮影され、画像データ送信部13が、得られたステレオ画像 $I_L(x_L, y_L)$ 、 $I_R(x_R, y_R)$ を物体識別サーバ20へ送信する。

#### 【0031】

(A3)特徴点抽出

ステップA3では、物体識別サーバ20の画像データ受信部21が学習用物体のステレオ画像の画像データをステレオカメラ10から受信し、特徴点抽出部22が、以下のようにしてステレオ画像の画像データから学習用物体の特徴点情報(例えば後述のSURF特徴量)を抽出する。

#### 【0032】

特徴点抽出部22は、ステレオ画像 $I_L(x_L, y_L)$ 、 $I_R(x_R, y_R)$ のそれぞれに対してエッジ特徴抽出処理を実施する。エッジ特徴抽出処理の方法は問わないが、ここでは既知の方法であるSURF特徴抽出法を利用する。抽出された128次元ベクトルであるSURF特徴量を、それぞれ、

【数1】

$$\vec{S}_L(j) \text{ と } \vec{S}_R(i)$$

とおく(ただし、 $i = (x_R, y_R)$ 、 $j = (x_L, y_L)$ )。

また、この時のヘッセ行列式 $\text{Det}_L(j)$ 、 $\text{Det}_R(i)$ も算出する。

ここで、

【数2】

$$\text{Det}(i) = D_{xx}D_{yy} - \kappa D_{xy}^2$$

である。ここで、 $D_{xx}$ はx方向のラプラシアンガウシアンを、 $D_{yy}$ はy方向のラプラ

10

20

30

40

50

シアンガウシアンを、 $D_{x y}$  はガウス関数を  $x$  方向と  $y$  方向のそれぞれに一次微分したものを、 $k$  は正の定数を、それぞれ表す。そして、ヘッセ行列式 ( $Det_L(j)$  と  $Det_R(i)$ ) の大きいもの順に、それぞれをソートする。

【0033】

(A4) 特徴点マッチング

ステップA4では、特徴点マッチング部23が、ステレオ画像におけるSURF特徴量が近いものを選択するためにベクトル

【数3】

$$\vec{S}_L(j) \text{ と } \vec{S}_R(i)$$

10

との差分ベクトルのユークリッド距離

【数4】

$$dist(i, j) = \sqrt{|\vec{S}_R(i) - \vec{S}_L(j)|^2}$$

を算出する。そして、 $dist(i, j)$  を最小にする

【数5】

$$(i_{\min}, j_{\min}) = \arg \min_{(i, j)} (dist(i, j))$$

20

なる組  $(i_{\min}, j_{\min})$  を探索する。

【0034】

(A5) エピポーラ線上のテンプレートマッチング

ステップA5では、テンプレートマッチング部24が、上記で得られた組  $(i_{\min}, j_{\min})$  について、SURF特徴量が抽出されたステレオ画像のそれぞれの点の局所領域  $LA_R(i)$  と  $LA_L(j)$  とのエピポーラ線上のテンプレートマッチングを実施する。テンプレートマッチングにあたっては、下記の類似度

30

【数6】

$$Corr(i, j) = \frac{\sum \{LA_R(i) - \langle LA_R \rangle\} \{LA_L(j) - \langle LA_L \rangle\}}{\sqrt{\sum_{i \in \delta_{i,j}} \{LA_R(i) - \langle LA_R \rangle\}^2 \sum_{j \in \delta_j} \{LA_L(j) - \langle LA_L \rangle\}^2}}$$

を算出する。ここで、

【数7】

$$\langle LA_R \rangle \text{ と } \langle LA_L \rangle$$

40

は、局所領域  $i$  ならびに  $j$  での画素値の平均を表す。この類似度が最大になるときの

【数8】

$$(i_{\max}, j_{\max}) = \arg \max \{Corr(i, j)\}$$

を抽出する。

50

## 【0035】

図2において、ステップA6a～A10aの処理群、ステップA6b～A10bの処理群、およびステップA6c～A8cの処理群は、互いに独立しており、同時並行で実行される。もちろん、これら処理群を順次実行しても構わない。

## 【0036】

(A6a)特徴点候補抽出(7点)

ステップA6aでは、特徴点候補抽出部25aが、ステップA5で求めた $(i_{\min}, j_{\min})$ と $(i_{\max}, j_{\max})$ とが同一であり、かつ、SURF特徴量の差分 $dist(i_{\min}, j_{\min})$ およびテンプレートマッチングの類似度 $Corr(i_{\max}, j_{\max})$ が閾値 $Th_{dist}$ および $Th_{corr}$ に対して下記の条件

【数9】

$$dist(i_{\min}, j_{\min}) < Th_{dist} \quad \text{かつ} \quad Corr(i_{\max}, j_{\max}) > Th_{corr}$$

を満たした7点を、幾何学的不変量算出用の特徴点候補 $P_k$ として抽出する。

## 【0037】

また、上記の条件を満たした点が7点に満たない場合は、ヘッセ行列式 $Det_L(j)$ と $Det_R(i)$ の大きいものから順に選択し、 $LA_R(i)$ もしくは $LA_L(j)$ を用いてエッジライン上をテンプレートマッチングすることで対応する局所領域の中心点を探索する。その時、算出された $Corr(i, j)$ は、 $Corr(i, j) > Th_c$ という条件を満たせば、幾何学的不変量算出用の特徴点候補 $P_k$ として抽出される。

## 【0038】

(A7a)特徴点配置チェック(7点)

ステップA7aでは、特徴点配置チェック部26aが、上記で得られた幾何学的不変量算出用特徴点から7点の全ての組み合わせを抽出するために、7組の組み合わせを作成する。はじめに、7点 $P_k$  ( $k = 1, 2, \dots, 7$ )の重心 $O$ を算出する。そして、ベクトル

【数10】

$$\vec{OP}_k$$

と画像の水平ベクトル $(1, 0)$ とのなす角の大きさ順に点をソートする。次に、重心 $O$ に最も距離の近い点を $C$ とする。そして、残りの点をなす角の小さい順から $A, B, D, E, F, K$ と名付ける。

ここで、各点を頂点とする多角形 $ABCDEFK$ を考えると、3つの面 $ABDC, DFEC, CEKA$ が同一平面にある条件、即ち下記の条件、を満たすものを幾何学的不変量が算出可能な7点の組として選択する。

【数11】

$$A\vec{Q}_{AD,BC} = -tD\vec{Q}_{AD,BC} \quad \text{かつ} \quad B\vec{Q}_{AD,BC} = -tC\vec{Q}_{AD,BC}$$

$$D\vec{Q}_{DE,FC} = -tE\vec{Q}_{DE,FC} \quad \text{かつ} \quad F\vec{Q}_{DE,FC} = -tC\vec{Q}_{DE,FC}$$

$$C\vec{Q}_{CK,EA} = -tK\vec{Q}_{CK,EA} \quad \text{かつ} \quad E\vec{Q}_{CK,EA} = -tA\vec{Q}_{CK,EA}$$

ただし、

10

20

30

40

【数 1 2】

$$\vec{Q}_{AD,BC}, \vec{Q}_{DE,FC}, \vec{Q}_{CK,EA}$$

は、それぞれ直線 A D と B C の交点、直線 D E と F C の交点、直線 C K と E A の交点を表し、t は正の定数を表す。

【0 0 3 9】

(A 8 a) 7 点に基づく幾何学的不変量の算出

ステップ A 8 a では、幾何学的不変量算出部 2 7 a が、上記の処理で特徴点候補として残った 7 点の組み合わせごとに、既知である以下の 3 つの不変量をステレオ画像ごとに算出する。

10

【数 1 3】

$$GIC_1 = \frac{\det P_{CBA} \det P_{CED} \det P_{CFG}}{\det P_{CDA} \det P_{CEF} \det P_{CBG}}, \quad GIC_2 = \frac{\det P_{DCF} \det P_{DBA} \det P_{DHE}}{\det P_{DBC} \det P_{DEF} \det P_{DAH}}, \quad GIC_3 = \frac{\det P_{CKA} \det P_{CBD} \det P_{CEF}}{\det P_{CEK} \det P_{CAB} \det P_{CFD}}$$

また、G は、

【数 1 4】

$$F\vec{Q}_{AD,BC} \text{ と } B\vec{Q}_{DE,FC} \text{ の交点}$$

20

であり、H は、

【数 1 5】

$$E\vec{Q}_{AD,BC} \text{ と } A\vec{Q}_{DE,FC} \text{ の交点}$$

である。

ただし、 $\det P_{ABC}$  は、点 A、B、C の画像面内での座標をそれぞれ  $(x_A, y_A)$ 、 $(x_B, y_B)$ 、 $(x_C, y_C)$  である時、下記のように計算される。

【数 1 6】

$$\det P_{ABC} = \begin{vmatrix} x_c & x_B & x_A \\ y_c & y_B & y_A \\ 1 & 1 & 1 \end{vmatrix}$$

30

【0 0 4 0】

(A 9 a) ステレオ画像の幾何学的不変量一致性チェック (7 点)

この時、7 点の組み合わせが左右画像のそれぞれで適切に対応関係がとれていれば、上記 3 つの幾何学的不変量は一致するはずである。そこで、ステップ A 9 a では、一致性チェック部 2 8 a が、下記の条件を満たすか否かをチェックすることで、上記 3 つの幾何学的不変量の一貫性をチェックする。

40

【数 1 7】

$$\left| GIC_1^{(l)} - GIC_1^{(r)} \right| < Th_\varepsilon \ \& \ \left| GIC_2^{(l)} - GIC_2^{(r)} \right| < Th_\varepsilon \ \& \ \left| GIC_3^{(l)} - GIC_3^{(r)} \right| < Th_\varepsilon$$

ここで、Th は誤差の閾値を表す。

なお、このとき、上記で抽出された 3 つの幾何学的不変量それぞれについて、以下のように左右画像それぞれの幾何学的不変量の平均が算出され、得られた平均値は、後述の幾何学的不変量特徴量ベクトルを算出するために利用される。

【数18】

$$GIC'_1 = (GIC_1^{(l)} + GIC_1^{(r)})/2, \quad GIC'_2 = (GIC_1^{(l)} + GIC_2^{(r)})/2, \quad GIC'_3 = (GIC_3^{(l)} + GIC_3^{(r)})/2$$

【0041】

(A10a) 特徴量ベクトル算出(7点)

ステップA10aでは、特徴量ベクトル算出部29aが、上記で算出された3つの特徴量ベクトル算出用の平均値を、例えば以下のように規格化することで、幾何学的不変量特徴量ベクトル

【数19】

$$VCf(k_C) = (vc_1(k_C), vc_2(k_C), vc_3(k_C))$$

10

を算出する。規格化の方法は、特定の方法に限定されないが、ここでは、それぞれ底が10の対数をとる事前に作成されたデータベースで用いた閾値を用いて0.1から0.9の間で規格化する例を示す。

【数20】

$$vc_1(k_C) = 0.8 \times \frac{\log_{10} GIC'_1(k_C) - \min(\log_{10} GIC'_1)}{\max(\log_{10} GIC'_1) - \min(\log_{10} GIC'_1)} + 0.1$$

20

$$vc_2(k_C) = 0.8 \times \frac{\log_{10} GIC'_2(k_C) - \min(\log_{10} GIC'_2)}{\max(\log_{10} GIC'_2) - \min(\log_{10} GIC'_2)} + 0.1$$

$$vc_3(k_C) = 0.8 \times \frac{\log_{10} GIC'_3(k_C) - \min(\log_{10} GIC'_3)}{\max(\log_{10} GIC'_3) - \min(\log_{10} GIC'_3)} + 0.1$$

【0042】

30

(A11a) BoF用特徴点候補抽出(7点に基づく幾何学的不変量)

さらに、以下のステップA11a～A13aの処理群によって、特徴基底ベクトル(BoVW)に基づくBoFベースの特徴量ベクトルが算出される。即ち、ステップA11aでは、BoF用特徴点候補抽出部30aが、ステップA10aの規格化により算出されたBag\_of\_Feature(7点に基づく幾何学的不変量)用特徴量Vcf(k<sub>C</sub>)(1 ≤ k<sub>C</sub> ≤ N<sub>C</sub>)をBoF用特徴点候補として抽出する。

【0043】

(A12a) 特徴基底ベクトル抽出(7点に基づく幾何学的不変量)

ステップA12aでは、特徴基底ベクトル抽出部31aが、全ての学習用物体の画像の7点に基づく幾何学的不変量特徴ベクトルに対し、公知のクラスタリング手法であるk-means法を実行し、得られたM<sub>C</sub>個のクラスタのセントロイドから、7点に基づく幾何学的不変量によるM<sub>C</sub>個の特徴基底ベクトル

40

【数21】

$$BVC(m_C) = (vc_1(m_C), vc_2(m_C), vc_3(m_C)) \quad (1 \leq m_C \leq M_C)$$

を抽出する。

【0044】

(A13a) BoFベースの特徴量ベクトル算出(7点に基づく幾何学的不変量)

ステップA13aでは、BoFベース特徴量ベクトル算出部32aが、ステップA12a

50

で抽出された  $M_C$  個の特徴基底ベクトルを用いて、例えば以下のようにして 7 点に基づく幾何学的不変量による特徴基底ベクトル (BoVW) に基づく BoF ベースの特徴量ベクトル

$$XCf(k_C) = (xc_1(k_C), xc_2(k_C), \dots, vc_{m_C}(k_C)) \quad (1 \leq m_C \leq M_C)$$

を算出する。

すなわち、BoF ベース特徴量ベクトル算出部 3 2 a は、ステレオ画像で得られる 7 点に基づく幾何学的不変量特徴量ベクトル  $VCf(k_C)$  に対して、どの特徴基底ベクトル

【数 2 3】

$$BVC(m_C) \quad (1 \leq m_C \leq M_C)$$

10

に最も近いかにより、

【数 2 4】

$$\text{nearest}(BVC(m_C))$$

を算出する。

ここで、 $\text{nearest}(BVC(m_C))$  は、 $BVC(m_C)$  の中で最も  $VCf(k_C)$  とのユークリッド距離が近い  $BVC(m_C)$  を表す。

20

次に、算出した

【数 2 5】

$$\text{nearest}(BVC(m_C))$$

についての投票 (Voting) によって、当該学習用物体の画像に対する、7 点に基づく幾何学的不変量による特徴基底ベクトルのヒストグラムを生成する。その時の各頻度分布の成分をベクトル要素に割り当てることで、特徴基底ベクトル (BoVW) に基づく BoF ベースの特徴量ベクトル

30

【数 2 6】

$$XCf(k_C) = (xc_1(k_C), xc_2(k_C), \dots, vc_{m_C}(k_C)) \quad (1 \leq m_C \leq M_C)$$

を算出する。

なお、上記処理で用いた特徴基底ベクトル (ステップ A 1 2 a で抽出された  $M_C$  個の特徴基底ベクトル) は、後述する識別対象物体を対象とする図 3 のステップ B 1 3 a の処理でも用いるため、BoF ベース特徴量ベクトル算出部 3 2 a は、図示しない内蔵メモリ等に特徴基底ベクトルを記憶しておく。また、上記ステップ A 1 1 a ~ A 1 3 a では、k-means 法を用いて特徴基底ベクトル (BoVW) に基づく BoF ベースの特徴量ベクトルを算出する例を示したが、k-means 法を用いた手法に限定されるものではなく、混合ガウスモデル (GMM: Gaussian Mixture Model) を用いた手法や、フィッシャー情報量ベクトルを用いた手法等を採用してもよい。

40

【0045】

(A 6 b) 特徴点候補抽出 (5 点)

一方、ステップ A 6 b では、特徴点候補抽出部 2 5 b が、ステップ A 5 で求めた  $(i_{min}, j_{min})$  と  $(i_{max}, j_{max})$  とが同一であり、かつ、SURF 特徴量の差分  $dist(i_{min}, j_{min})$  およびテンプレートマッチングの類似度  $Corr(i_{max}, j_{max})$  が閾値  $Th_{dist}$  および  $Th_{corr}$  に対して下記の条件

【数 27】

$$\text{dist}(i_{\min}, j_{\min}) < Th_{\text{dist}} \quad \text{かつ} \quad \text{Corr}(i_{\max}, j_{\max}) > Th_{\text{corr}}$$

を満たした 5 点を、幾何学的不変量算出用の特徴点候補  $P_k$  として抽出する。

【0046】

また、上記の条件を満たした点が 5 点に満たない場合は、ヘッセ行列式  $\text{Det}_L(j)$  と  $\text{Det}_R(i)$  の大きいものから順に選択し、 $LA_R(i)$  もしくは  $LA_L(j)$  を用いてエピポーラライン上をプレートマッチングすることで対応する局所領域の中心点を探索する。その時、算出された  $\text{Corr}(i, j)$  は、 $\text{Corr}(i, j) > Th_c$  という条件を満たせば、幾何学的不変量算出用の特徴点候補  $P_k$  として抽出される。

10

【0047】

(A7b) 特徴点配置チェック (5 点)

ステップ A7b では、特徴点配置チェック部 26b が、ステップ A6b で得られた幾何学的不変量算出用特徴点から 5 点の全ての組み合わせを抽出するために、5 組の組み合わせを作成する。なお、ステップ A6b で得られた 5 点を、 $P_k$  ( $k = 1, 2, \dots, 5$ ) とする。次に、特徴点配置チェック部 26b は、これら 5 点の並び順 (順列) を全て作成する。例えば、各点の並び順をそれぞれ A、B、C、D、E とすると、以下の  $5! = 120$  通りの順列が作成できる。

【数 28】

$$(A, B, C, D, E) = (P_1, P_2, P_3, P_4, P_5)$$

$$(A, B, C, D, E) = (P_1, P_2, P_3, P_5, P_4)$$

$$(A, B, C, D, E) = (P_1, P_2, P_5, P_3, P_4)$$

...

$$(A, B, C, D, E) = (P_5, P_4, P_3, P_2, P_1)$$

20

30

そして、特徴点配置チェック部 26b は、A、B、C、D、E の 5 点のうち、どの 3 点も同一直線状になく、また、頂点を座標原点で 3 点からできる三角形を底にする三角錐の体積が存在するか否かを調べるために、下記の条件を満たす順列を選択する。

【数 29】

$$\left\{ \begin{array}{l} \det P_{DCA} > 0 \\ \det P_{EBA} > 0 \\ \det P_{DBA} > 0 \\ \det P_{ECB} > 0 \end{array} \right. \quad \text{かつ} \quad \left\{ \begin{array}{l} \det P_{DCA} > 0 \\ \det P_{ECA} > 0 \\ \det P_{DCB} > 0 \\ \det P_{EBA} > 0 \end{array} \right.$$

40

ただし、 $\det P_{ABC}$  は、点 A、B、C の画像面内での座標をそれぞれ  $(x_A, y_A)$ 、 $(x_B, y_B)$ 、 $(x_C, y_C)$  である時、下記のように計算される。

【数 3 0】

$$\det P_{ABC} = \begin{vmatrix} x_c & x_B & x_A \\ y_c & y_B & y_A \\ 1 & 1 & 1 \end{vmatrix}$$

【0048】

(A 8 b) 5 点に基づく幾何学的不変量の算出

ステップ A 8 b では、幾何学的不変量算出部 2 7 b が、上記の処理で特徴点候補として残った 5 点の組み合わせごとに、既知である以下の 2 つの不変量をステレオ画像ごとに算出する。

10

【数 3 1】

$$GIP_1 = \frac{\det P_{DCA} \det P_{EBA}}{\det P_{DBA} \det P_{ECB}}, \quad GIP_2 = \frac{\det P_{DBA} \det P_{ECA}}{\det P_{DCB} \det P_{EBA}}$$

【0049】

(A 9 b) ステレオ画像の幾何学的不変量一致性チェック (5 点)

この時、5 点の組み合わせが左右画像のそれぞれで適切に対応関係がとれていれば、上記 2 つの幾何学的不変量は一致するはずである。そこで、ステップ A 9 b では、一致性チェック部 2 8 b が、下記の条件を満たすか否かをチェックすることで、上記 2 つの幾何学的不変量の一貫性をチェックする。

20

【数 3 2】

$$\left| GIP_1^{(l)} - GIP_1^{(r)} \right| < Th_\varepsilon \quad \& \quad \left| GIP_2^{(l)} - GIP_2^{(r)} \right| < Th_\varepsilon$$

ここで、 $Th$  は誤差の閾値を表す。

なお、このとき、上記で抽出された 2 つの幾何学的不変量それぞれについて、以下のように左右画像それぞれの幾何学的不変量の平均が算出され、得られた平均値は、後述の幾何学的不変量特徴量ベクトルを算出するために利用される。

30

【数 3 3】

$$GIP_1' = (GIP_1^{(l)} + GIP_1^{(r)}) / 2, \quad GIP_2' = (GIP_2^{(l)} + GIP_2^{(r)}) / 2$$

【0050】

(A 10 b) 特徴量ベクトル算出 (5 点)

ステップ A 10 b では、特徴量ベクトル算出部 2 9 b が、上記で算出された 2 つの特徴量ベクトル算出用の平均値を、例えば以下のように規格化することで、幾何学的不変量特徴量ベクトル

40

【数 3 4】

$$VPf(k_p) = (vp_1(k_p), vp_2(k_p))$$

を算出する。規格化の方法は、特定の方法に限定されないが、ここでは、それぞれ底が 10 の対数をとる事前に作成されたデータベースで用いた閾値を用いて 0.1 から 0.9 の間で規格化する例を示す。



【数35】

$$vp_1(k_p) = 0.8 \times \frac{\log_{10} GIP'_1(k_p) - \min(\log_{10} GIP'_1)}{\max(\log_{10} GIP'_1) - \min(\log_{10} GIP'_1)} + 0.1$$

$$vp_2(k_p) = 0.8 \times \frac{\log_{10} GIP'_2(k_p) - \min(\log_{10} GIP'_2)}{\max(\log_{10} GIP'_2) - \min(\log_{10} GIP'_2)} + 0.1$$

【0051】

(A11b) BoF用特徴点候補抽出(5点に基づく幾何学的不変量)

さらに、以下のステップA11b~A13bの処理群によって、特徴基底ベクトル(BoVW)に基づくBoFベースの特徴量ベクトルが算出される。即ち、ステップA11bでは、BoF用特徴点候補抽出部30bがステップA10bの規格化により算出されたBag\_of\_Feature(5点に基づく幾何学的不変量)用特徴量VPf(k<sub>p</sub>)(1 ≤ k<sub>p</sub> ≤ N<sub>p</sub>)をBoF用特徴点候補として抽出する。

【0052】

(A12b) 特徴基底ベクトル抽出(5点に基づく幾何学的不変量)

ステップA12aでは、特徴基底ベクトル抽出部31bが、全ての学習用物体の画像の5点に基づく幾何学的不変量特徴ベクトルに対し、公知のクラスタリング手法であるk-means法を実行し、得られたM<sub>p</sub>個のクラスターのセントロイドから、5点に基づく幾何学的不変量によるM<sub>p</sub>個の特徴基底ベクトル

【数36】

$$BVP(m_p) = (vp_1(m_p), vp_2(m_p)) \quad (1 \leq m_p \leq M_p)$$

を抽出する。

【0053】

(A13b) BoFベースの特徴量ベクトル算出(5点に基づく幾何学的不変量)

ステップA13bでは、BoFベース特徴量ベクトル算出部32bが、ステップA12bで抽出されたM<sub>p</sub>個の特徴基底ベクトルを用いて、例えば以下のようにして5点に基づく幾何学的不変量による特徴基底ベクトル(BoVW)に基づくBoFベースの特徴量ベクトル

【数37】

$$XPf(k_p) = (xp_1(k_p), xp_2(k_p), \dots, xp_{m_p}(k_p)) \quad (1 \leq m_p \leq M_p)$$

を算出する。

すなわち、BoFベース特徴量ベクトル算出部32bは、ステレオ画像で得られる5点に基づく幾何学的不変量特徴量ベクトルVPf(k<sub>p</sub>)に対して、どの特徴基底ベクトル

【数38】

$$BVP(m_p) \quad (1 \leq m_p \leq M_p)$$

に最も近いかにより、

【数39】

$$\text{nearest}(BVP(m_p))$$

を算出する。

ここで、nearest(BVP(m<sub>p</sub>))は、BVP(m<sub>p</sub>)の中で最もVPf(k<sub>p</sub>)とのユークリッド距離が近いB

10

20

30

40

50

VP( $m_p$ )を表す。

次に、算出した

【数40】

$$\text{nearest}(BVP(m_p))$$

についての投票 (Voting) によって、当該学習用物体の画像に対する、5点に基づく幾何学的不変量による特徴基底ベクトルのヒストグラムを生成する。その時の各頻度分布の成分をベクトル要素に割り当てることで、特徴基底ベクトル (BoVW) に基づくBoFベースの特徴量ベクトル

10

【数41】

$$XPf(k_p) = (xp_1(k_p), xp_2(k_p), \dots, xp_{m_p}(k_p)) \quad (1 \leq m_p \leq M_p)$$

を算出する。

なお、上記処理で用いた特徴基底ベクトル (ステップA12bで抽出された $M_p$ 個の特徴基底ベクトル) は、後述する識別対象物体を対象とする図3のステップB13bの処理でも用いるため、BoFベース特徴量ベクトル算出部32bは、図示しない内蔵メモリ等に特徴基底ベクトルを記憶しておく。また、上記ステップA11b~A13bでは、k-means法を用いて特徴基底ベクトル (BoVW) に基づくBoFベースの特徴量ベクトルを算出する例を示したが、k-means法を用いた手法に限定されるものではなく、混合ガウスモデル (GMM) を用いた手法や、フィッシャー情報量ベクトルを用いた手法等を採用してもよい。

20

【0054】

(A11c) BoF用特徴点候補抽出 (SURF特徴量)

さらに、以下のステップA6c~A8cの処理群によって、特徴基底ベクトル (BoVW) に基づくBoFベースの特徴量ベクトルが算出される。即ち、ステップA6cでは、BoF用特徴点候補抽出部30cが、ステップA5で求めた $(i_{min}, j_{min})$ と $(i_{max}, j_{max})$ とが同一であり、かつ、SURF特徴量の差分 $dist(i_{min}, j_{min})$ およびテンプレートマッチングの類似度 $Corr(i_{max}, j_{max})$ が閾値 $Th_{dist}$ および $Th_{corr}$ に対して下記の条件

30

【数42】

$$dist(i_{min}, j_{min}) < Th_{dist} \quad \text{かつ} \quad Corr(i_{max}, j_{max}) > Th_{corr}$$

を満たした点を、Bag\_of\_Feature (BoF) 用特徴点候補 $P_k$  ( $1 \leq k \leq N$ )として抽出する。

【0055】

(A12c) 特徴基底ベクトル抽出 (SURF特徴量)

ステップA7cでは、特徴基底ベクトル抽出部31cが、全ての学習用物体の画像のBoF用特徴点候補 $P_k$ が持つSURF特徴量に対し、公知のクラスタリング手法であるk-means法を実行し、得られた $M_N$ 個のクラスタのセントロイドから、局所特徴量に基づく $M_N$ 個の特徴基底ベクトル

40

【数43】

$$BVN(m_N) = (bv_1(m_N), bv_2(m_N), \dots, bv_{128}(m_N)) \quad (1 \leq m_N \leq M_N)$$

を抽出する。

【0056】

(A13c) BoFベースの特徴量ベクトル算出 (SURF特徴量)

ステップA8cでは、BoFベース特徴量ベクトル算出部32cが、ステップA7cで抽

50

出された  $M_N$  個の特徴基底ベクトルを用いて、例えば以下のようにして局所特徴量に基づく BoF ベースの特徴量ベクトル

【数 4 4】

$$XNf(k_N) = (xn_1(k_N), xn_2(k_N), \dots, xn_{m_N}(k_N)) \quad (1 \leq m_N \leq M_N)$$

を算出する。

すなわち、BoF ベース特徴量ベクトル算出部 3 2 c は、ステレオ画像ごとに得られる SURF 特徴量

【数 4 5】

$$\vec{S}_L(j) \text{ と } \vec{S}_R(i)$$

10

それぞれに対して、どの特徴基底ベクトル

【数 4 6】

$$BVN(m_N) \quad (1 \leq m_N \leq M_N)$$

に最も近いかにより、

【数 4 7】

$$\text{nearest}(BVN(m_N))$$

20

を算出する。

ここで、 $\text{nearest}(BVN(m_N))$  は、 $BVN(m_N)$  の中で、SURF 特徴量

【数 4 8】

$$\vec{S}_L(j), \vec{S}_R(i)$$

30

とのユークリッド距離が最も近い  $BVN(m_N)$  を表す。

次に、算出した

【数 4 9】

$$\text{nearest}(BVN(m_N))$$

についての投票 (Voting) によって、当該学習用物体の画像に対する、特徴基底ベクトルのヒストグラムを生成する。その時の各頻度分布の成分をベクトル要素に割り当てることで、特徴基底ベクトル (BoVW) に基づく BoF ベースの特徴量ベクトル

【数 5 0】

$$XNf(k_N) = (xn_1(k_N), xn_2(k_N), \dots, xn_{m_N}(k_N)) \quad (1 \leq m_N \leq M_N)$$

40

を算出する。

なお、上記処理で用いた特徴基底ベクトル (ステップ A 1 2 c で抽出された  $M_N$  個の特徴基底ベクトル) は、後述する識別対象物体を対象とする図 3 のステップ B 1 3 c の処理でも用いるため、BoF ベース特徴量ベクトル算出部 3 2 c は、図示しない内蔵メモリ等に特徴基底ベクトルを記憶しておく。また、上記ステップ A 1 1 c ~ A 1 3 c では、k-mean s 法を用いて特徴基底ベクトル (BoVW) に基づく BoF ベースの特徴量ベクトルを算出する例

50

を示したが、k-means法を用いた手法に限定されるものではなく、混合ガウスモデル（GMM）を用いた手法や、フィッシャー情報量ベクトルを用いた手法等を採用してもよい。

【0057】

（A14）物体識別のための機械学習

以上説明したステップA6a～A13aの処理群、ステップA6b～A13bの処理群、およびステップA11c～A13cの処理群が実行された後、次のステップA14では、機械学習部33が、ステップA13aで得られたBoFベースの特徴量ベクトル（7点に基づく幾何学的不変量から得られたBoFベースの特徴量ベクトル）

【数51】

$$XCf(k_C) = (xc_1(k_C), xc_2(k_C), \dots, vc_{m_C}(k_C)) \quad (1 \leq m_C \leq M_C) \quad 10$$

と、ステップA13bで得られたBoFベースの特徴量ベクトル（5点に基づく幾何学的不変量から得られたBoFベースの特徴量ベクトル）

【数52】

$$XPf(k_P) = (xp_1(k_P), xp_2(k_P), \dots, xp_{m_P}(k_P)) \quad (1 \leq m_P \leq M_P)$$

と、ステップA13cで得られたBoFベースの特徴量ベクトル（局所特徴量に基づくBoFベースの特徴量ベクトル）

【数53】

$$XNf(k_N) = (xn_1(k_N), xn_2(k_N), \dots, xn_{m_N}(k_N)) \quad (1 \leq m_N \leq M_N) \quad 20$$

をそれぞれ用いて、機械学習により物体識別器を生成する。

【0058】

上記の機械学習の方法や構成は特に限定されないが、ここでは、公知の技術であるSVMを用いたマルチカーネル学習を使った例を示す。即ち、機械学習部33は、上記のBoFベースの特徴量ベクトルXCf、XPfおよびXNfをそれぞれ入力データにしてカーネルSVMを使って、学習用物体がどのカテゴリに識別できるかを学習させる。この学習により得られるカーネルをそれぞれ $K_{XCf}$ 、 $K_{XPf}$ 、 $K_{XNf}$ とすると、これらを線形結合して得られる合成カーネル $K_{a11}$ は、合成係数 $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$ （ $\alpha \geq 0$ 、 $\beta \geq 0$ 、 $\gamma \geq 0$ ）を用いて、

$$K_{a11} = \alpha K_{XCf} + \beta K_{XPf} + \gamma K_{XNf} \quad (\alpha + \beta + \gamma = 1)$$

と表せる。機械学習部33は、学習用物体がどのカテゴリに識別できるかを、合成カーネル $K_{a11}$ を用いたSVMで学習させる。そして、学習して得られる識別機

【数54】

$$y\{\vec{V}(k)\}$$

により、学習用物体がどのカテゴリに識別できるかを学習させる。

【0059】

（A15）SVM識別情報の格納

そして、ステップA15で格納部34が、上記学習で得られたSVM識別情報を識別情報データベース40へ格納する。以上で、図2に示す識別情報データベースの作成に係る処理を終了する。

【0060】

[識別対象物体の物体識別に係る処理]

次に、図3に示す識別対象物体の物体識別に係る処理を説明する。図3に示すように、識別対象物体の物体識別に係る処理はステップB1～B15を備える。このうちステップB1～B5、B6a～B10a、B6b～B10bでは、処理対象を「識別対象物体」と

10

20

30

40

50

して、前述した図2のステップA1～A5、A6a～A10a、A6b～A10bと同様の処理を行う。ここでは、重複した説明を省くため、ステップB1～B5、B6a～B10a、B6b～B10bの説明を省略する。

【0061】

ステップB11aでは、BoF用特徴点候補抽出部30aが、ステップA11aと同様の手順で、7点に基づく幾何学的不変量特徴ベクトル $VCf(k_C) (1 \quad k_C \quad N_C)$ を抽出し、その後、ステップA12aのような特徴基底ベクトルの抽出は実行せずに、ステップB13aへ進む。ステップB13aでは、BoFベース特徴量ベクトル算出部32aが、ステップB11aで抽出されたBoF用特徴点候補 $VCf(k_C) (1 \quad k_C \quad N_C)$ およびステップA12aで既に抽出された $M_C$ 個の特徴基底ベクトルを用いて、ステップA13aと同様の手順で、BoFベースの特徴量ベクトル(7点に基づく幾何学的不変量から得られたBoFベースの特徴量ベクトル) $XCf(k_C)$ を算出する。

10

【0062】

同様に、ステップB11bでは、BoF用特徴点候補抽出部30bが、ステップA11bと同様の手順で、5点に基づく幾何学的不変量特徴ベクトル $VPf(k_P) (1 \quad k_P \quad N_P)$ を抽出し、その後、ステップA12bのような特徴基底ベクトルの抽出は実行せずに、ステップB13bへ進む。ステップB13bでは、BoFベース特徴量ベクトル算出部32bが、ステップB11bで抽出されたBoF用特徴点候補 $VPf(k_P) (1 \quad k_P \quad N_P)$ およびステップA12bで既に抽出された $M_P$ 個の特徴基底ベクトルを用いて、ステップA13bと同様の手順で、BoFベースの特徴量ベクトル(5点に基づく幾何学的不変量から得られたBoFベースの特徴量ベクトル) $XPf(k_P)$ を算出する。

20

【0063】

一方、ステップB11cでは、BoF用特徴点候補抽出部30cが、ステップA11cと同様の手順で、BoF用特徴点候補 $P_k (1 \quad k \quad N)$ を抽出し、その後、ステップA12cのような局所特徴量に基づく特徴基底ベクトルの抽出は実行せずに、ステップB13cへ進む。ステップB13cでは、BoFベース特徴量ベクトル算出部32cが、ステップB11cで抽出されたBoF用特徴点候補 $P_k (1 \quad k \quad N)$ およびステップA12cで既に抽出された $M_N$ 個の特徴基底ベクトルを用いて、ステップA13cと同様の手順で、局所特徴量に基づくBoFベースの特徴量ベクトル $XNf(k_N)$ を算出する。

【0064】

30

そして、ステップB6a～B13aの処理群、ステップB6b～B13bの処理群、およびステップB11c、B13cの処理群が実行された後、次のステップB14では、物体識別部35が、ステップB13aで得られたBoFベースの特徴量ベクトル(7点に基づく幾何学的不変量から得られたBoFベースの特徴量ベクトル) $XCf$ 、ステップB13bで得られたBoFベースの特徴量ベクトル(5点に基づく幾何学的不変量から得られたBoFベースの特徴量ベクトル) $XPf$ 、およびステップB13cで得られたBoFベースの特徴量ベクトル(局所特徴量に基づくBoFベースの特徴量ベクトル) $XNf$ を入力として、ステップA15で識別情報データベース40に格納された学習済のSVM識別情報を用いて、識別対象物体がどのカテゴリに入るかを判定することで、識別対象物体を識別する。このときの判定では、例えば下記の式のように、最も多くの判定結果を得たカテゴリ $n_{max}$ を、対象物体が属するカテゴリとして判定する。

40

【数55】

$$n_{\max} = \arg \max_n \{y\{\vec{V}(n)\}\} \quad \text{かつ} \quad y\{\vec{V}(n)\} > Th_{ct}$$

【0065】

そして、ステップB15で物体識別部35が、ステップB14での識別結果を表示装置50に送信する。これにより、識別対象物体の識別結果が表示装置50に表示され、当該識別結果を確認することができる。以上で、図3に示す識別対象物体の物体識別に係る処理を終了する。

50

【0066】

以上説明した本実施形態によれば、複数視点からのカメラ画像情報ならびに幾何学的不変量の拘束条件（例えばステップA7a、A7b、B7a、B7bの特徴点配置チェックにおける条件）を用いることで、物体形状の固有な情報であるエッジ特徴量を精度良く抽出することができる。また、上記で抽出された特徴点の組み合わせの中で、特徴点を頂点とする多面体が構成できるもののみを抽出しているので、BoFベースの特徴量ベクトルXCf、XPfおよびXNfを安定して算出することができる。また、視点方向に不依存な幾何学的不変量を物体識別のための特徴量とすることで、カメラの視点方向等に依存しないロバストな物体識別が可能となる。

【符号の説明】

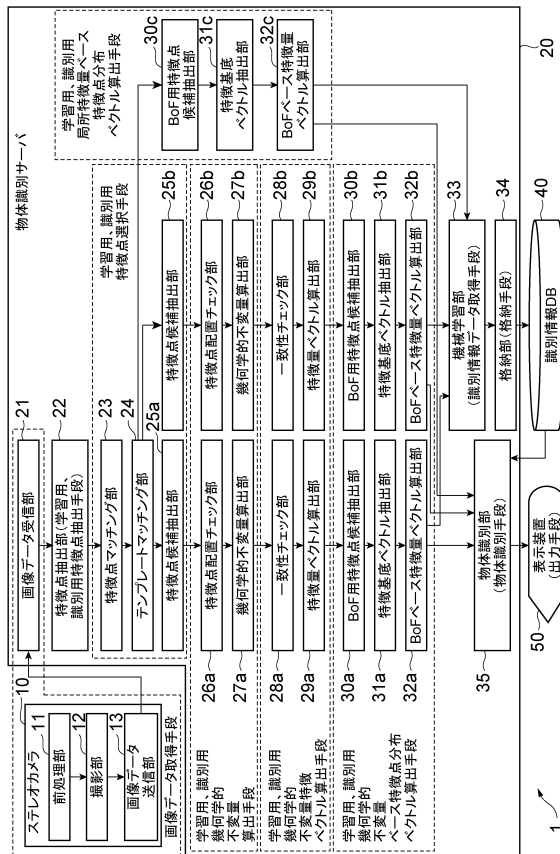
【0067】

1...物体識別システム、10...ステレオカメラ、11...前処理部、12...撮影部、13...画像データ送信部、20...物体識別サーバ、20A...CPU、20B...RAM、20C...ROM、20D...入力装置、20E...通信装置、20F...補助記憶装置、20G...出力装置、21...画像データ受信部、22...特徴点抽出部、23...特徴点マッチング部、24...テンプレートマッチング部、25a、25b...特徴点候補抽出部、26a、26b...特徴点配置チェック部、27a、27b...幾何学的不変量算出部、28a、28b...一致性チェック部、29a、29b...特徴量ベクトル算出部、30a、30b、30c...BoF用特徴点候補抽出部、31a、31b、31c...特徴基底ベクトル抽出部、32a、32b、32c...BoFベース特徴量ベクトル算出部、33...機械学習部、34...格納部、35...物体識別部、40...識別情報データベース、50...表示装置。

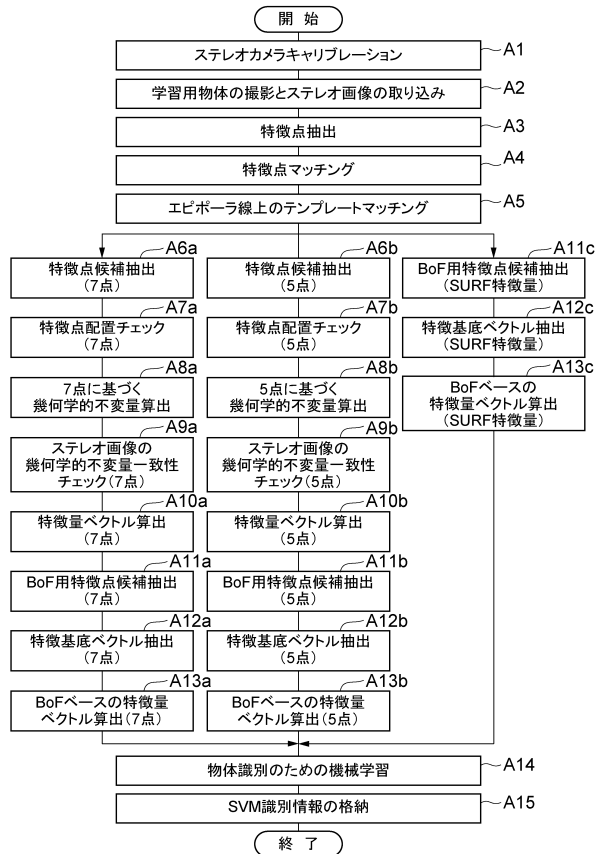
10

20

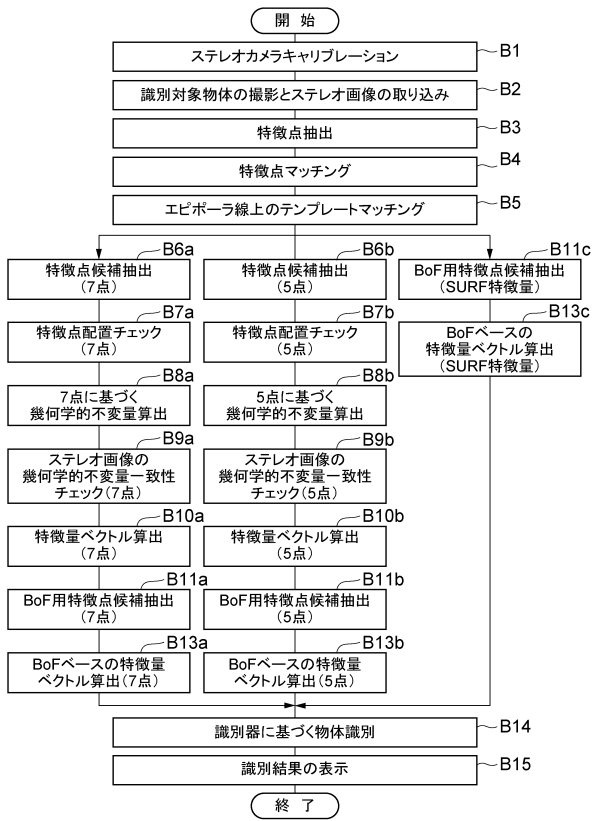
【図1】



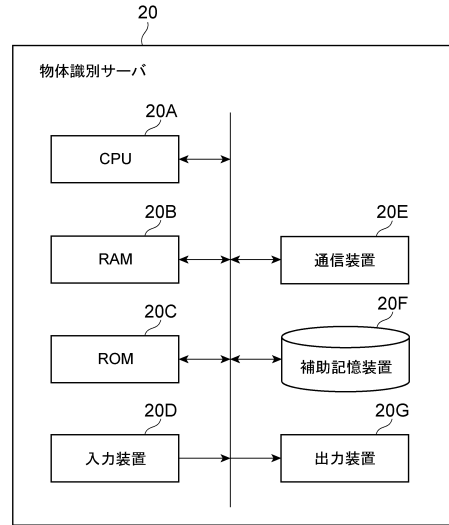
【図2】



【図3】



【図4】



---

フロントページの続き

審査官 佐藤 実

(56)参考文献 特開2012-159990(JP,A)

黄瀬浩一,第3章 Bag-of-Featuresに基づく物体認識(1) -特定物体認識-,コンピュータビジョン 最先端ガイド 3,アドコム・メディア株式会社,2010年12月 8日,第63-74頁

(58)調査した分野(Int.Cl.,DB名)

G06T 7/00 - 7/90