

(19) 世界知的所有権機関
国際事務局



(43) 国際公開日
2008年3月6日 (06.03.2008)

PCT

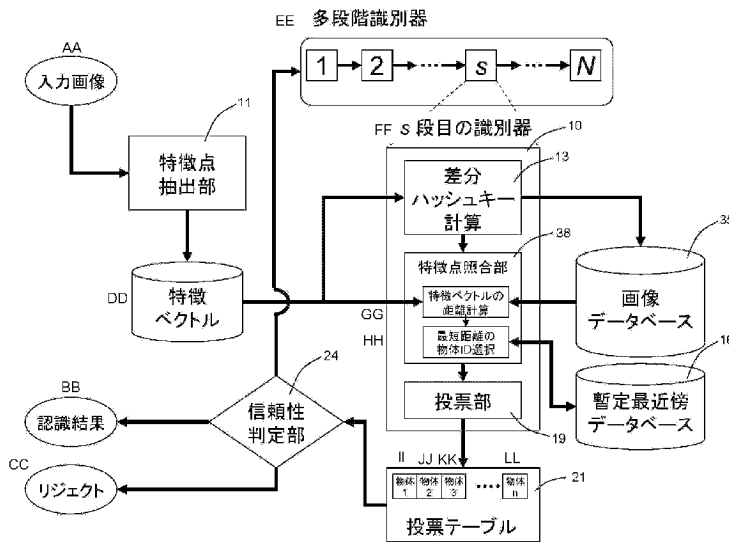
(10) 国際公開番号
WO 2008/026414 A1

- (51) 国際特許分類:
G06T 7/00 (2006.01)
- (21) 国際出願番号: PCT/JP2007/065086
- (22) 国際出願日: 2007年8月1日 (01.08.2007)
- (25) 国際出願の言語: 日本語
- (26) 国際公開の言語: 日本語
- (30) 優先権データ:
特願2006-236113 2006年8月31日 (31.08.2006) JP
特願2007-129737 2007年5月15日 (15.05.2007) JP
- (71) 出願人 (米国を除く全ての指定国について): 公立大学法人大阪府立大学 (OSAKA PREFECTURE UNIVERSITY PUBLIC CORPORATION) [JP/JP]; 〒5998231 大阪府堺市中央区学園町1-1 Osaka (JP).
- (72) 発明者; および
- (75) 発明者/出願人 (米国についてのみ): 野口 和人 (NOGUCHI, Kazuto) [JP/JP]; 〒5998231 大阪府堺市中央区学園町1-1 公立大学法人大阪府立大学内 Osaka (JP). 黄瀬 浩一 (KISE, Koichi) [JP/JP]; 〒5998231 大阪府堺市中央区学園町1-1 公立大学法人大阪府立大学内 Osaka (JP). 岩村 雅一 (IWAMURA, Masakazu) [JP/JP]; 〒5998231 大阪府堺市中央区学園町1-1 公立大学法人大阪府立大学内 Osaka (JP).

[続葉有]

(54) Title: IMAGE RECOGNITION METHOD, IMAGE RECOGNITION DEVICE, AND IMAGE RECOGNITION PROGRAM

(54) 発明の名称: 画像認識方法、画像認識装置および画像認識プログラム



- AA. INPUT IMAGE
- BB. RECOGNITION RESULT
- CC. REJECT
- DD. FEATURE VECTOR
- 11. FEATURE POINT EXTRACTION UNIT
- 24. RELIABILITY JUDGING UNIT
- EE. MULTI-STAGE RECOGNITION DEVICE
- FF. RECOGNITION DEVICE OF S-TH STAGE
- 13. DIFFERENTIAL HASH KEY CALCULATION
- 38. FEATURE POINT CORRELATION UNIT
- GG. FEATURE VECTOR DISTANCE CALCULATION
- HH. SHORTEST DISTANCE OBJECT ID SELECTION
- 19. VOTING UNIT
- 21. VOTING TABLE
- II. OBJECT 1
- JJ. OBJECT 2
- KK. OBJECT 3
- LL. OBJECT n
- 35. IMAGE DATABASE
- 16. TEMPORARY NEAREST NEIGHBOR DATABASE

(57) Abstract: It is possible to provide a high-speed object recognition process method in an object recognition process which extracts feature vectors from an image where an object is captured so as to express the object by a plenty of feature vectors and search an image database for an object whose features are matched. Provided is also a method for saving a memory capacity required for the image database. Suggested is a speed increasing method for a task for recognizing an object described by a plurality of feature vectors by the approximation nearest neighbor search. One of the speed increase methods is realized by discarding feature vectors when a plenty of feature vectors are present in the vicinity and a plenty of distance calculation are required. The other speed increase method is realized performs only voting by using the Hash table without performing any distance calculation. Moreover, identification devices based on the approximation nearest neighbor search are longitudinally connected

in multiple stages so that the approximation degree used for the recognition is modified in accordance with the image, thereby significantly increasing the efficiency.

(57) 要約: 物体が撮影された画像から、特徴ベクトルを抽出して物体を多数の特徴ベクトルで表現し、特徴の一致する物体を画像データベース中から検索する物体認識処理において、より高速な物体認識の処理手法を提供する。また、画像データベースに要するメモリ容量を節約する手法を提供する。 複数の特徴ベクトルで記述される物体を近似

[続葉有]

WO 2008/026414 A1



(74) 代理人: 野河 信太郎, 外(NOGAWA, Shintaro et al.);
〒5300047 大阪府大阪市北区西天満5丁目1-3 南
森町パークビル 野河特許事務所 Osaka (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, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH,
BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DK,
DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM,
GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IS, JP, KE, KG, KM, KN, KP,
KR, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LT, LU, LY, MA, MD, ME,
MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ,
OM, PG, PH, PL, PT, RO, RS, RU, SC, SD, SE, SG, SK,

SL, SM, SV, SY, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US,
UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW.

(84) 指定国 (表示のない限り、全ての種類の広域保護が可
能): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LS, MW, MZ, NA, SD,
SL, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), ユーラシア (AM, AZ, BY,
KG, KZ, MD, RU, TJ, TM), ヨーロッパ (AT, BE, BG,
CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HU, IE,
IS, IT, LT, LU, LV, MC, MT, NL, PL, PT, RO, SE, SI, SK,
TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW,
ML, MR, NE, SN, TD, TG).

添付公開書類:

— 国際調査報告書

最近傍探索によって認識するタスクのための、高速化手法を提案する。高速化手法の一つは、近傍に多数の特徴ベクトルがあって、多くの距離計算が避けられないような場合、そのような特徴ベクトルを破棄することによって高速化を図る。もう一つの高速化手法は、距離計算を一切行わず、ハッシュ表を引いて投票することだけを行う。また、近似最近傍探索に基づく識別器を多段階に縦列接続することにより、認識に用いる近似の程度を画像に応じて変更し、大幅な効率化を実現する。

明 細 書

画像認識方法、画像認識装置および画像認識プログラム

技術分野

[0001] この発明は、画像の局所的な特徴を記述する局所記述子を用いて画像認識を行う画像認識方法、局所記述子を用いて画像認識を行う画像認識装置および画像認識プログラムに関する。

背景技術

[0002] デジタルカメラやカメラ付き携帯電話の普及に伴って、単にスナップ写真を撮るだけでなく、カメラを情報入力機器としても利用したいという要望が高まっている。一つの可能性として、カメラで捉えた物体を認識し、それに応じた情報処理を行うことが考えられる。

[0003] 何も制限を設けずに物体を認識することは未だに困難といわざるを得ないが、近年の技術的な発展により、対象に制約を加えることができれば物体認識は現実味を帯びてきている。例えば、対象が3次元物体ではなく平面上のパターン(平面物体)であること、物体のクラス(例えば、写真の物体が車というカテゴリに属するかどうか)を認識するのではなく、インスタンス(車のあるモデルをある角度から撮影した写真かどうか)を認識することなどが仮定できれば、すでにサービスが可能なレベルにある。例えば、株式会社クレメンテックの技術(US. Patent No.20040208372)を利用した大日本印刷株式会社によるサービス、オリンパス株式会社のサービス、Evolution Robotics, Inc. の技術を利用した日本電気株式会社のサービスなどが知られている。このような平面物体の認識が可能になれば、ポスターや商品の写真を撮影することによる誘導だけでなく、既存の画像やビデオの自動索引付けへの道も開けてくる。

[0004] さて、物体認識のためには、画像から特徴を抽出する必要がある。本発明では、平面物体を対象とした局所記述子(local descriptor)を用いる認識に着目する。局所記述子とは、画像の局所的な特徴を捉えて多次元の特徴ベクトルとして抽出し、画像を記述するものである。値が局所的に決定されるので、隠れや画像の変動に対して比較的強い(ロバストである)という性質がある。ここで、「局所的」とは、画像の一部で

あることを意味し、「局所記述子」とは、画像の部分的な特徴を表現したものをいう。この明細書で、局所記述子は、特徴ベクトルともいう。

- [0005] 局所記述子を用いた物体認識法では、2つの画像から得た特徴ベクトル同士の距離を測り、最近傍のものに対応付けることが基本演算となる。そして、カメラで得た画像と、データベース中の多数の画像の間で特徴ベクトルを対応付け、データベース中の画像に対して投票する。最後に、得票数の最も多い画像のラベルを「認識結果」として出力する。ただし、特徴ベクトルの次元数が数十から数百、数が、画像あたり数百から数千というオーダーであることを考えると、単純に全ての組み合わせの距離を計算することは実用的ではないことが分かる。
- [0006] ところが、近年の最近傍探索技術の発展により、膨大な数の特徴ベクトルを短時間で探索することが可能となってきた(例えば、非特許文献1,2参照)。特にANN(Approximate Nearest Neighbor)(例えば、非特許文献3参照)、LSH (Locality Sensitive Hashing)(例えば、非特許文献4参照)は、各々、木構造、ハッシュ表を用いて、近似的な最近傍探索を行うことにより、高速な探索を実現している。国内では、例えば、正確な最近傍探索に対するSR-Tree(例えば、非特許文献5参照)に加え、近似最近傍探索の手法として小林らの分散コーディング(例えば、非特許文献6参照)がある。
- [0007] さらに、物体認識という観点から、和田らは最近傍識別器(例えば、非特許文献7参照)という概念とそれを具体化したKDDT(例えば、非特許文献8参照)という手法を提案している。各物体が一つの特徴ベクトルに対応しており、その物体のカテゴリを認識する問題を考えるとき、認識対象の物体から得た特徴ベクトルがどのカテゴリの特徴ベクトルに近いのかが分かればよく、「最近傍」の特徴ベクトルを求める必要はない。これにより、正確な最近傍探索を用いる場合に比べて、数倍から数百倍の高速化が可能であることが示されている。
- [0008] また、文書画像の索引付けに適した特徴量の抽出手法と、その特徴量に適した検索アルゴリズムが知られている(例えば、特許文献1参照)。

特許文献1:国際公開第2006/092957号パンフレット

非特許文献1:P.Indyk, Nearest neighbors in high-dimensional spaces, Handbook of discrete and computational geometry (Eds. by J.E. Goodman and J.O'Rourke), Chap

man & Hall/CRC, pp.877-892, 2004.

非特許文献2:G.Shakhnarovich, T.Darrell and P.Indyk Eds., Nearest-neighbor methods in learning and vision, The MIT Press, 2005.

非特許文献3:S.Arya, D.M. Mount, R.Silverman and A.Y. Wu, "An optimal algorithm for approximate nearest neighbor searching," Journal of the ACM, vol.45, no.6, pp.891-923, 1998.

非特許文献4:M.Datar, N.Immorlica, P.Indyk and V.S. Mirrokni, Locality-sensitive hashing scheme based on p-stable distributions, Proc. of the 20th annual symposium on Computational Geometry, pp.253-262, 2004.

非特許文献5:片山紀生、佐藤真一、"類似検索のための索引技術、"情報処理、vol.42, no.10, pp.958-964, Oct., 2001.

非特許文献6:小林卓夫、中川正樹、"分散コーディングによる高次元の最近傍探索、"信学技報 PRMU2006-41, June, 2006.

非特許文献7:和田俊和、"空間分割を用いた識別と非線形写像の学習 (1)空間分割による最近傍識別の高速化、"情報処理、vol.46, no.8, pp.912-918, Aug., 2005.

非特許文献8:柴田智行、加藤丈和、和田俊和、"K-d decision tree とその応用 - 最近傍識別器の高速化と省メモリ化、"信学論(D-II)、vol.J88-D-II, no.8, pp.1367-1377, Aug., 2005.

発明の開示

発明が解決しようとする課題

[0009] 前述した局所記述子のように、各物体を多数の特徴ベクトルで表現する手法は、物体認識に有効なアプローチである。しかし、多数の特徴ベクトルについて計算を実行する必要があり、更なる計算時間の短縮が望まれている。即ち、より高速な物体認識の処理手法が求められている。

[0010] 特許文献1のように、特徴量の抽出手法を工夫することも高速な物体認識手法を実現する有効なアプローチの一つであるが、従来の手法で抽出された特徴量を用いる最近傍探索手法を工夫することも別の面からの有効なアプローチであり、そのような手法が望まれている。

課題を解決するための手段

[0011] 統計的処理によって認識結果を決定する場合、最近傍識別器と同様、個々の特徴ベクトルに対しては、最近傍の特徴ベクトルを求める必要はなく、対応する画像がどれであるのかが分かればよい。さらに、別の物体の特徴ベクトルに誤って照合しても、最終的に正解と不正解の得票数が逆転しなければよい。従って、特徴ベクトルの探索の正確さを犠牲にして、大幅な近似最近傍探索を実施することにより、処理時間を稼ぐことが可能である。

[0012] 発明者らは、前述の発想に基づいて検討を重ね、この発明に至った。

[0013] この発明は、

(1)対象物を表す画像が入力画像として与えられたとき、局所記述子の探索により、画像データベース中から前記対象物を含む画像を識別する画像認識方法であって、入力画像からその局所的な特徴を表す複数の局所記述子を導出する工程と、前記画像データベース中の画像から得られる各局所記述子のうち、入力画像の各局所記述子に対して探索を行う対象をそれぞれ限定する限定工程と、前記探索の対象中から入力画像の各局所記述子に近いものを探索し、入力画像の各局所記述子に対する近傍の各局所記述子を特定する探索工程と、近傍の各局所記述子が得られた画像のうち、認識結果とすべき画像を、統計的処理を用いて識別する識別工程とを備え、前記限定工程は、認識結果とすべき画像を識別し得る程度の数に前記探索の対象を限定し、各工程をコンピュータが実行することを特徴とする画像認識方法を提供する。

[0014] また、異なる観点から、この発明は、

(2)対象物を表す画像が入力画像として与えられたとき、局所記述子の探索により、画像データベース中から前記対象物を含む画像を識別する装置であって、入力画像からその局所的な特徴を表す複数の局所記述子を導出する特徴導出部と、前記画像データベース中の画像から得られる各局所記述子のうち、入力画像の各局所記述子に対して探索を行う対象をそれぞれ限定する限定部と、前記探索の対象中から入力画像の各局所記述子に近いものを探索し、入力画像の各局所記述子に対する近傍の各局所記述子を特定する探索部と、近傍の各局所記述子が得られた画像の

うち、認識結果とすべき画像を、統計的処理を用いて識別する識別部とを備え、前記限定部は、認識結果とすべき画像を識別し得る程度の数に前記探索の対象を限定することを特徴とする画像認識装置を提供する。

[0015] さらに、異なる観点から、この発明は、

(3)対象物を表す画像が入力画像として与えられたとき、局所記述子の探索により、画像データベース中から前記対象物を含む画像を識別する機能をコンピュータを用いて実現するプログラムであって、入力画像からその局所的な特徴を表す複数の局所記述子を導出する特徴導出部と、前記画像データベース中の画像から得られる各局所記述子のうち、入力画像の各局所記述子に対して探索を行う対象をそれぞれ限定する限定部と、前記探索の対象中から入力画像の各局所記述子に近いものを探索し、入力画像の各局所記述子に対する近傍の各局所記述子を特定する探索部と、近傍の各局所記述子が得られた画像のうち、認識結果とすべき画像を、統計的処理を用いて識別する識別部としてコンピュータを機能させ、前記限定部は、認識結果とすべき画像を識別し得る程度の数に前記探索の対象を限定することを特徴とする画像認識プログラムを提供する。

[0016] また、この発明の一側面は、

(4)ハッシュ表を用いて体系づけられた画像データベース中から、入力画像に含まれる対象物のパターンに基づいて前記対象物を含む画像を認識する方法であって、前記パターンの局所的な特徴量を表す1以上の特徴ベクトルを抽出する工程と、抽出された特徴ベクトルからハッシュ表のインデックスを算出するインデックス算出工程と、算出されたインデックスで前記ハッシュ表を参照して画像データベース中の候補画像を決定し、決定した候補画像に投票を行う投票工程と、各特徴ベクトルについての投票結果に基づいて認識結果の画像を得る工程とを備え、前記ハッシュ表の作成工程は、画像データベースに登録する各画像から抽出された各特徴ベクトルに対して、ハッシュ表のインデックスを算出し、各特徴ベクトルのうち識別能力の低い特徴ベクトルの除外を行い、残された各特徴ベクトルに対応する画像参照用データを登録する各工程を含むことを特徴とする画像認識方法を提供する。

[0017] また、異なる観点から、この発明は、

(5)ハッシュ表を用いて体系づけられた画像データベース中から、入力画像に含まれる対象物のパターンに基づいて前記対象物を含む画像を認識する装置であつて、前記パターンの局所的な特徴を表す1以上の特徴ベクトルを抽出する特徴点抽出部と、抽出された特徴ベクトルからハッシュ表のインデックスを算出するインデックス算出部と、算出されたインデックスで前記ハッシュ表を参照して画像データベース中の候補画像を決定し、決定した候補画像に投票を行う投票部と、各特徴ベクトルについての投票結果に基づいて認識結果の画像を得る画像選択部とを備え、前記ハッシュ表の作成工程は、画像データベースに登録する各画像から抽出された各特徴ベクトルに対して、特徴量の変動を考慮してハッシュ表のインデックスを算出し、各特徴ベクトルのうち識別能力の低い特徴ベクトルの除外を行い、残された各特徴ベクトルに対応する画像参照用データを登録する各工程を含むことを特徴とする画像認識装置を提供する。

発明の効果

- [0018] この発明による前記(1)の画像認識方法において、前記限定工程は認識結果とすべき画像を識別し得る程度の数に前記探索の対象を限定するので、認識に要する処理時間を短縮することができる。即ち、高速に物体を認識することができる。
- [0019] また、この発明による前記(2)の画像認識装置において、前記限定部は認識結果とすべき画像を識別し得る程度の数に前記探索の対象を限定するので、認識に要する処理時間を短縮することができる。
- [0020] さらに、この発明による前記(3)の画像認識プログラムにおいて、前記限定部は認識結果とすべき画像を識別し得る程度の数に前記探索の対象を限定するので、認識に要する処理時間を短縮することができる。
- [0021] この発明による前記(4)の画像認識方法によれば、識別能力の低い特徴ベクトルは除外され、識別能力の高い特徴ベクトルに対応する画像参照用データだけがハッシュ表に登録されるので、識別能力の高い特徴ベクトルだけを処理対象として短時間で画像認識を行うことができる。また、識別能力の高い特徴ベクトルに対応する画像参照用データだけがハッシュ表に登録されるので、全ての特徴ベクトルに対応する画像参照用データを登録する場合に比べて画像データベースに要するメモリ容量を

節約することができる。

[0022] また、この発明による前記(5)の画像認識装置によれば、識別能力の高い特徴ベクトルに対応する画像参照用データだけがハッシュ表に登録されるので、それら処理対象として短時間で画像認識を行うことができる。また、識別能力の高い特徴ベクトルに対応する画像参照用データだけがハッシュ表に登録されるので、画像データベースのメモリ容量を節約することができる。

ここで、特徴ベクトルの除外について、そのアイデアを判り易く説明する。この発明の画像認識方法は、特徴ベクトルを用いて画像を認識するものである。認識の基本は、データベースに登録された特徴ベクトルと入力画像の特徴ベクトルの照合にある。特徴ベクトルは画像の局所的な特徴を表すので、一般に、一つの画像から複数の特徴ベクトルを得る。ところが、データベースに登録された物体(画像)の特徴ベクトルの中には、その物体の特徴をよく表す(識別能力の高い)ものと、そうでない(識別能力の低い)ものがある。物体の特徴をよく表すものとは、その特徴ベクトルがあれば、入力画像はその物体であるといえるような、十分な証拠となる特徴ベクトルである。一方、そうでない特徴ベクトルというのは、様々な物体の画像に表れるため、その特徴ベクトルがあるからといって、どの物体であるのかの判断には使えないものである。特徴ベクトルの除外とは、後者、すなわち、証拠となりえない特徴ベクトルを辞書から削除する処理をいう。より具体的には、

- i) どれほど似た特徴ベクトルが多いのかを計算し、
- ii) 一定の閾値を超えたものを不要とする

という流れで処理を行い、識別能力の低い特徴ベクトルを削除する。

[0023] 以下、この発明の好ましい態様について説明する。

前記(1)の画像認識方法において、前記限定工程は、認識結果とすべき画像が識別されるように、入力画像に応じて探索対象を限定する程度を異ならせ得るものであってもよい。即ち、近似の程度を入力画像に応じて異ならせてもよい。このようにすれば、認識に用いる近似の程度を画像に応じて変更することによって処理時間を短縮することができる。

[0024] 近似最近傍探索を用いた物体認識では、近似の程度が認識率と効率をバランスす

るための重要なパラメータとなる。近似を強くすればするほど処理時間を削減できるが、近似を強くし過ぎると多くの特徴ベクトルに対して最近傍が求まらなくなり、結果として誤認識を引き起こしてしまう。ここでの問題の一つは、誤認識を引き起こす近似の程度が画像によって異なる点である。大幅な近似を行っても認識できる「簡単な」画像がある反面、それでは誤認識となる「難しい」画像もある。固定的な近似によって一定の認識率を確保するには、近似の程度を認識の難しい画像に合わせる必要があり、効率向上の妨げとなっている。

[0025] そこで、この発明の好ましい一態様として、「認識に必要な最近傍探索の精度は画像によって異なる」という観点から処理を削減する手法を提供する。即ち、近似の程度を画像に対して適応的に調節する手法である。前記手法によれば、近似の程度が異なる識別器を複数用意し、それらを近似の程度が強いものから弱いものへと多段階に縦列接続することで実現できる。これによって、簡単に認識できる画像は、前段の部分で大幅な近似の識別器によって高速に認識することができ、それでは認識できない画像に対してのみ、後段の部分で近似の弱い識別器によって時間をかけて精密に認識することができる。

また、認識結果とすべき画像が識別できなかったとき、前記限定工程は、探索対象を限定する程度を緩め、かつ、先に探索対象とされたものを除外して新たな探索対象を決定する処理をさらに行い、決定された探索対象について探索工程および識別工程を実行するようにしてもよい。このようにすれば、近似の程度を変えて限定工程、探索工程および識別工程を多段階で実行した場合であっても、各段階で探索対象となったものを一度に探索した場合に比べてあまり遜色のない処理時間で認識を行うことができる。

[0026] この手法の特徴は、多段階化する識別器の構成方法にある。後段の識別器では、近似の違いによる差分のみ、すなわち、それより前段の識別器で対象とならなかった特徴ベクトルのみを距離計算の対象とすることによって、最後段まで処理が進んでも、最後段の識別器を単独で用いる場合とほぼ同等の計算量しかかからないという利点を得ることができる。

さらに、検索対象を限定する程度を段階的に緩めて前記限定工程、探索工程およ

び識別工程を繰り返しても認識結果とすべき画像が識別できないとき、その局所記述子についての探索結果をリジェクトするしてもよい。このようにすれば、リジェクトを行わない場合に比べて誤認識率を抑制することができる。

[0027] また、前記画像データベースは、各画像から導出される各局所記述子をそれぞれから所定手順で算出されるインデックス値で分類してなるハッシュ表を含んでなり、前記限定工程は、特徴量の変動を考慮して入力画像の各局所記述子から前記手順でインデックス値を算出し、算出されたインデックス値で前記ハッシュ表を参照してその類に属する局所記述子を探索対象とし、前記識別工程は、探索工程により特定された近傍の各局所記述子について、それが得られた画像に投票を行う統計的処理を用い、前記ハッシュ表は、各類について、その類に属する局所記述子の数が閾値を超える場合にその類の局所記述子を探索対象から除外して作成されるものであってもよい。このようにすれば、各類に属する局所記述子の数が閾値を超える場合はそれらを探索対象から除外してハッシュ表が作成されるので、限定工程において探索対象とされる局所記述子が識別能力の高いものに限定され、効率的な認識が実現される。

[0028] ハッシュ表の一つの類(インデックス)に属する局所記述子(特徴ベクトル)の数が多い場合、それらの局所記述子は識別能力が低いといえる。即ち、入力画像の局所記述子からインデックス値を算出してハッシュ表を参照した場合、その類に属する候補が多数登録されているわけである。それらの局所記述子は、認識対象の絞込みにあまり貢献しておらず、識別能力が低いといえる。識別能力の低い局所記述子を探索対象から除外しておけば、識別能力の高い局所識別子だけを参照して、効率的な認識が行われる。

さらに、各局所記述子はベクトルとして表現され、特徴量の変動を考慮してハッシュ表のインデックス値を算出する処理は、各局所記述子の要素を離散化して得られる離散値に誤差の範囲を含めてインデックス値を算出する処理であり、前記誤差の範囲は、前記変動に応じて決定されるものであってもよい。即ち、インデックスを算出する際、要素の値と変動の推定値から算出した値の範囲が、離散化に用いる複数の区間にまたがる場合、各区間に対応する離散値を用いて複数のインデックスを算出す

るようにしてもよい。

[0029] 例えば、画像データベース中の対象物のパターンが、入力画像と異なる角度から対象物をみたパターンである場合、即ち、変動がある場合、認識されるべき画像と入力画像との間で対応関係にある局所記述子(特徴ベクトル)の要素の値は変化する。

ハッシュ表は、所定手順に従って局所記述子の要素の値から所定の算出手順で離散値であるインデックス値を算出するが、特徴ベクトルの要素の値に変動があると、異なる離散値が算出されてしまう可能性が高いといえる。特徴ベクトルの各要素は、所定の閾値で離散化された離散値である。そこで、特徴ベクトルの各要素の値を中心とする変動の推定区間が離散化の閾値を超えた複数の区間にまたがる場合、各区間に対応する離散値を要素の値として複数のインデックスを算出する。このようにすれば、上記変動に対する認識率の低下を抑制することができる。換言すれば、特徴ベクトルのある要素が離散化の閾値に近い場合、閾値をまたぐ可能性も考慮してインデックスを計算することによって、認識率を確保することができる。

また、前記探索工程は、入力画像の各局所記述子とそれに対応する類に属するハッシュ表中の各局所記述子との間の距離計算を行い、所定距離内または最短距離にある局所記述子を特定する工程であってもよい。

[0030] あるいは、前記探索工程は、入力画像の各局所記述子に対応する類に属するハッシュ表中の各局所記述子をいずれも近傍の局所記述子とする工程であってもよい。このようにすれば、特徴ベクトルの距離計算を行わずに探索を行うことができるので、距離計算を行う場合に比べて探索に要する処理時間を短縮することができる。

[0031] 前記(2)の画像認識装置において、前記限定部は、認識結果とすべき画像が識別されるように、入力画像に応じて探索対象を限定する程度を異ならせ得るものであってもよい。即ち、近似の程度を入力画像に応じて異ならせてもよい。このようにすれば、認識に用いる近似の程度を画像に応じて変更することによって処理時間を短縮することができる。

[0032] また、認識結果とすべき画像が識別できなかったとき、前記限定部は、探索対象を限定する程度を緩め、かつ、先に探索対象とされたものを除外して新たな探索対象を決定する処理をさらに行い、探索部は、決定された探索対象についてさらに近傍

の各局所記述子を特定し、識別部は、特定された各局所記述子に基づいて認識結果とすべき画像をさらに識別するようにしてもよい。このようにすれば、近似の程度を変えて限定部、探索部および識別部が多段階の処理を実行した場合であっても、各段階で探索対象となったものを一度に探索した場合に比べて遜色のない処理時間で認識を行うことができる。

[0033] また、前記(1)および(4)の発明の画像認識方法、前記(2)および(5)の画像認識装置、前記(3)の画像認識プログラムにおいて、画像データベース中の画像に含まれる前記対象物のパターンは、入力画像と異なる角度から対象物をみたときのパターンであってもよい。

[0034] また、前記(1)および(4)の発明の画像認識方法、前記(2)および(5)の画像認識装置、前記(3)の画像認識プログラムにおいて、画像データベース中の画像に含まれる前記対象物のパターンは、その一部分が入力画像のパターンに対応するものであってもよい。

[0035] ここで示した種々の好ましい態様は、それら複数を組み合わせることもできる。さらに、この発明の好ましい態様について説明する。

[0036] 前記(4)の発明の画像認識方法において、識別能力の低い特徴ベクトルの除外は、互いにインデックスの等しい特徴ベクトルが所定数を超える場合、当該インデックスが算出される各特徴ベクトルをハッシュ表への登録対象から除外する処理であってもよい。ハッシュ表の一つのインデックスに対して登録対象となる特徴ベクトルの数が多い場合、それらの特徴ベクトルは識別能力が低いといえる。即ち、入力画像から抽出された特徴ベクトルからインデックスを算出し、算出されたインデックスでハッシュ表を参照した場合、そのインデックスについて候補となり得る画像が多数登録されているわけである。このようなインデックスは、認識対象の画像の絞込みにあまり貢献していない。従って、各インデックスについて、それらの特徴ベクトルをハッシュ表への登録対象から除外することによって、識別力の高い画像参照用データだけをハッシュ表に登録することができる。

[0037] また、前記インデックス算出工程は、各特徴ベクトルの要素を離散化して得られる離散値に、誤差の見積もりの範囲を満たす離散値を含めることによりインデックスを算

出するようにしてもよい。即ち、インデックスを算出する際、要素の値と変動の推定値から算出した値の範囲が、離散化に用いる複数の区間にまたがる場合、各区間に対応する離散値を用いて複数のインデックスを算出するようにしてもよい。

例えば、画像データベース中の対象物のパターンが、入力画像と異なる角度から対象物をみたパターンである(変動がある)場合、認識されるべき画像と入力画像との間で対応関係にある特徴ベクトルの要素の値は変化する。

[0038] インデックス算出工程において、閾値を基準に特徴ベクトルの要素の値を離散化しているが、対応関係にある特徴ベクトルの要素の値が閾値付近の場合は、値に変動があると、離散化の結果、異なる離散値に離散化されてしまう可能性が高いといえる。そこで、特徴ベクトルの要素の値を中心とした変動の推定区間が離散化に用いる複数の区間にまたがる場合、各区間に対応する離散値を用いて複数のインデックスを算出することによって、上記変動に対する認識率の低下を抑制することができる。換言すれば、特徴ベクトルのある要素が、インデックスを計算する際の離散化の閾値に近い場合、閾値をまたぐ可能性も考慮してインデックスを計算することによって、認識率を確保することができる。

[0039] また、前記ハッシュ表に登録される画像参照用データは、各特徴ベクトルを含むデータベース中の画像を識別する画像IDと当該特徴ベクトルの要素とからなり、投票工程は、入力画像の各特徴ベクトルと当該特徴ベクトルから算出されるハッシュ表のインデックスに登録された各特徴ベクトルとの間の距離計算を行い、最短距離の特徴ベクトルの画像IDで識別される画像に投票する処理であってもよい。また、この際には、最短距離が一定の閾値以下の場合のみに投票する処理であってもよい。

このようにすれば、特徴ベクトルの距離計算の回数をインデックスに登録されたものだけに絞り込んで距離計算の回数を減らすことができる。

[0040] あるいは、前記ハッシュ表に登録される画像参照用データは、各特徴ベクトルを含むデータベース中の画像を識別する画像IDからなり、投票工程は、入力画像の各特徴ベクトルから算出されるハッシュ表のインデックスに登録された画像IDで識別される画像に投票する処理であってもよい。このようにすれば、ハッシュ表には、画像IDだけが登録され、各特徴ベクトルの要素を登録する必要がないので、画像データベ

ースのメモリをさらに節約することができる。また、入力画像の各特徴ベクトルについて、算出されたインデックスでハッシュ表を参照し、当該インデックスに登録された画像IDを用いて投票処理を行う単純な処理で認識処理を行うので、距離計算を行う場合に比べて計算時間をさらに短縮することができる。

[0041] また、前記(5)の発明の画像認識装置において、識別能力の低い特徴ベクトルの除外は、互いにインデックスの等しい特徴ベクトルが所定数を超える場合、当該インデックスが算出される各特徴ベクトルをハッシュ表への登録対象から除外する処理であつてもよい。

[0042] さらにまた、インデックス算出部は、各特徴ベクトルの要素を離散化して得られる離散値に、誤差の見積もりの範囲を満たす離散値を含めることによりインデックスを算出するようにしてもよい。即ち、各特徴ベクトルの要素の値と変動の推定値から算出した値の範囲が、複数の区間にまたがる場合、各区間に対応する離散値を用いて複数のインデックスを算出するようにしてもよい。

[0043] 前記ハッシュ表に登録される画像参照用データは、各特徴ベクトルを含むデータベース中の画像を識別する画像IDと当該特徴ベクトルの要素とからなり、投票部は、入力画像の各特徴ベクトルと当該特徴ベクトルから算出されるハッシュ表のインデックスに登録された各特徴ベクトルとの間の距離計算を行い、最短距離の特徴ベクトルの画像IDで識別される画像に投票してもよい。また、この際には、最短距離が一定の閾値以下の場合のみに投票してもよい。

[0044] あるいはまた、前記ハッシュ表に登録される画像参照用データは、各特徴ベクトルを含むデータベース中の画像を識別する画像IDからなり、投票部は、入力画像の各特徴ベクトルから算出されるハッシュ表のインデックスに登録された画像IDで識別される画像に投票してもよい。

ここで示した種々の好ましい態様は、それら複数を組み合わせることもできる。

図面の簡単な説明

[0045] [図1]従来技術のPCA-SIFTによって得られる特徴ベクトルの値分布を示すグラフである。

[図2]従来技術のANNによる近似最近傍探索の概念を示す説明図である。

[図3]この発明に係るデータ登録において、ハッシュへの登録時に衝突が生じた場合の処理を示す説明図である。

[図4]この発明に係る実験に用いた登録画像の一例を示す説明図である。

[図5]この発明に係る実験に用いた検索質問画像の一例を示す説明図である。

[図6]従来技術のANNを用いて、許容誤差 ε を2から100まで変化させたときの認識率ならびに処理時間の実験結果を示すグラフである。

[図7]従来技術のLSHを用いて、変換後のベクトルの次元数 k とハッシュ関数の数 L を変化させたときの認識率ならびに処理時間の実験結果を示すグラフである。

[図8]距離計算ありの本発明の手法を用いて、衝突の閾値 c を変化させたときの認識率ならびに処理時間の実験結果を示すグラフである。

[図9]距離計算ありの本発明の手法を用いて、処理の対象となる次元数 b を変化させたときの認識率ならびに処理時間の実験結果を示すグラフである。

[図10]距離計算なしの本発明の手法を用いて、衝突の閾値 c を変化させたときの認識率ならびに処理時間の実験結果を示すグラフである。

[図11]距離計算なしの本発明の手法を用いて、処理の対象となる次元数 b を変化させたときの認識率ならびに処理時間の実験結果を示すグラフである。

[図12]本発明の各手法と従来技術の各手法の特徴を比較するため、パラメータをさまざまに変え、横軸に認識率、縦軸に処理時間を描いたグラフである。

[図13]本発明の各手法ならびに従来手法における撮影角度と認識率との関係を示すグラフである。

[図14]距離計算なしの本発明の手法を用いて、登録画像数と認識率ならびに処理時間との関係を示すグラフである。

[図15]本発明の画像認識装置のうち、距離計算なしの手法に対応する構成例を示すブロックである。

[図16]本発明の画像認識装置のうち、距離計算ありの手法に対応する構成例を示すブロックである。

[図17]本発明において、特徴ベクトルの各次元の値の変動に対処した離散化の方法を示す図である。

[図18]本発明の一態様として、識別器を多段階に縦列接続した構成を示すブロック図である。

[図19]従来の手法について、近似最近傍探索の精度と画像の認識率との関係を示すグラフである。

[図20]本発明による距離計算ありの手法において、bと認識率、処理時間の関係を示すグラフである。

[図21]本発明による距離計算なしの手法において、bと認識率、処理時間の関係を示すグラフである。

[図22]リジェクトをしない場合、本発明による手法と従来手法との特性比較をするため、各手法について認識率と処理時間との関係を示すグラフである。

[図23]距離計算ありの識別器を多段階に縦列接続して構成する、本発明による画像認識装置を示すブロック図である。

[図24]距離計算なしの識別器を多段階に縦列接続して構成する、本発明による画像認識装置を示すブロック図である。

符号の説明

- [0046]
- 10 識別器
 - 11 特徴点抽出部
 - 13 インデックス算出部
 - 15、35 画像データベース
 - 16 暫定最近傍データベース
 - 17、37 ハッシュ表
 - 19 投票部
 - 21 投票テーブル
 - 23 画像選択部
 - 24 信頼性判定部
 - 38 特徴点照合部

発明を実施するための最良の形態

- [0047] 以下、図面を用いてこの発明をさらに詳述する。なお、以下の説明は、すべての点

で例示であって、この発明を限定するものと解されるべきではない。

[0048] この実施形態では、まず、近似の程度を入力画像に応じて段階的に調節する手法（多段階化の手法）について説明する。各段階において、入力画像に応じた画像を識別する処理は、識別器によってなされるものとする。前記識別器は、方法の請求項でいうところの限定工程、探索工程および識別工程に相当する処理を行うものである。また、物の請求項およびプログラムの請求項でいうところの限定部、探索部および識別部に相当する部分である。

次に、前記識別器のより詳細な構成について説明する。

[0049] 《多段階化の手法》

1. 構成と要件

一画像を複数の特徴ベクトルで表現し、特徴ベクトルの近似最近傍探索と投票によって認識する場合、性能の限界は近似を行わない場合の認識率である。近似を行えばそれだけ高速化が実現できるが、一般に認識率は低下する。先に述べたように、このような近似の程度と認識率の関係は、認識対象の画像によって異なるため、認識率を保ちつつ処理時間を短縮するためには、近似の程度を適応的に調整する必要がある。

[0050] 問題は、認識に必要な近似の程度を、認識の前に推定することが容易ではない点である。この問題に対処する一手法は、近似の程度が異なる多数の識別器を用意して、それらの識別器の出力を見ながら、適切なものを選択することであろう。

処理効率を保ちつつ複数の識別器を利用する具体的な手法としては、近似最近傍探索に基づく識別器を多段階に縦列接続する構成が考えられる。図18は、識別器を多段階に縦列接続した構成を示すブロック図である。

[0051] ここで、1からNの数字が付けられた矩形は識別器を表し、数字が若いほど近似が強いものとする。検索質問の入力画像から得た特徴ベクトルの集合は、まず1段目の識別器によって認識される。この段階で十分な証拠が得られれば、信頼性判定部で認識処理を打ち切って結果を回答する。一方、十分な証拠が得られなければ、特徴ベクトルの集合を、次段の、より近似の弱い識別器にかけて再度認識する。処理を繰り返して最後のN段まで到達しても十分な証拠が得られない場合には、最大得票数

のものを回答するか、その画像についてはリジェクトするかのいずれかをとる。以上の処理によって、早い段階で処理が打ち切られる画像については大幅な効率化が期待できると共に、必要に応じて時間をかけた認識が可能となる。

[0052] このような構成を採用する場合、要件となる事項は、

〈1〉 認識処理打ち切りの判定方法

〈2〉 「難しい」画像に対しても処理効率を保つ方法

の2点である。〈1〉については、少ない計算量で、なるべく正確に判定することが望まれる。〈2〉は、後段まで認識処理を繰り返す画像についても、処理効率を低下させないための方策である。理想的には、多段階化した識別器でs段まで処理が進んだ場合の計算量が、s段目と同じ近似の程度を持つ識別器を単独で使った場合と同等であればよい。以下、各々について述べる。

[0053] 2. 認識処理打ち切りの判定方法

認識誤りを引き起こす画像には、そもそも得票数が少ない、得票数がある程度得られる場合でも第2位の候補と得票数に開きが殆どない、という性質がある。これらの点に着目すると、信頼性判定部の処理として、得票数を用いた次のような簡便な判定方法が考えられる。1位の得票数を V_1 、2位の得票数を V_2 とすると、 $V_1 > t$ 、 $rV_1 > V_2$ を同時に満たすならば、処理を打ち切って1位得票の画像を回答とする。ここで、 t は得票数の閾値、 r は1位と2位の得票数の比の閾値である。なお、最終段については、上式にかかわらず得票数最大の画像を認識結果とする場合と、上式を満たさない場合にはリジェクトとする場合の2通りがある。

[0054] 3. 「難しい」画像に対しても処理効率を保つ方法

近似の程度が異なる N 個の近似最近傍探索器 $1, \dots, N$ (以後、単に探索器と呼ぶ)を考える。近似の程度は、探索器 $(s-1)$ の方が探索器 s よりも強いとする。探索器 s を用いて、特徴ベクトル q_i に対して近似最近傍探索を行った結果、距離計算の対象として得られる特徴ベクトルの集合を $P_i^{(s)}$ とする。近似最近傍探索では、通常、近似の程度が強いほど、距離計算の対象となる特徴ベクトル数が少ないという性質がある。すなわち、すべての i と s に対して $|P_i^{(s)}| \geq |P_i^{(s-1)}|$ が成り立つ。

[0055] いま、これらの探索器に対して、次の2つの性質を考える。

定義 1. 単調性 すべての*i*と*s*について、

$$P_i^{(s)} \supseteq P_i^{(s-1)} \quad (1)$$

が成り立つとき、近似最近傍探索器には単調性があるという。

定義 2. 差分検索性 近似最近傍探索器が差集合

$$P_i^{(s)} - P_i^{(s-1)} \quad (2)$$

を効率的に求められるとき、差分検索性があるという。

[0056] 単調性を持つ探索器を用いて、図18の多段階識別器を構成する場合、*s*段目では、 $P_i^{(s)}$ ではなく、前段との差分 $P_i^{(s)} - P_i^{(s-1)}$ を距離計算あるいは投票の対象とすることが考えられる。このように構成すると、1段目から*s*段目までで距離計算あるいは投票の対象となった特徴ベクトルの和集合は、探索器*s*を単独で用いた際の集合 $P_i^{(s)}$ と等しくなるため、距離計算あるいは投票の回数は同一となる。さらに、探索器が差分探索性を持つ場合には、多段階化を行っても計算量の増加を低く抑えることができる。

[0057] 距離計算を用いる場合の認識のプロセスを図23に沿って具体的に述べる。図23で符号10が付された枠内のブロックは、多段階識別器を構成する各段の識別器の詳細な構成を示す。処理が(*s*-1)段目まで進んでいるときには、各特徴ベクトル q_i に対する暫定最近傍 p_i^* が見つかっており、それが暫定最近傍データベース16に記録されている。従って、*s*段目では、差分ハッシュキー計算によって $p_i \in (P_i^{(s)} - P_i^{(s-1)})$ という差分の特徴ベクトルを得、それらに対してのみ q_i との距離計算を行い、 p_i^* よりも距離の近いベクトルが見つければ、それを新たに暫定最近傍 p_i^* として暫定最近傍データベース16に登録するとともに、投票をやり直せばよい。

[0058] 距離計算を用いない場合の認識のプロセスを図24に沿って具体的に述べる。処理が(*s*-1)段目まで進んでいるときには、各特徴ベクトル q_i に対してその段までで得られたハッシュキーによって投票が終了している。従って、*s*段目では、差分ハッシュキー計算によって $p_i \in (P_i^{(s)} - P_i^{(s-1)})$ という差分の特徴ベクトルを得、それらに対してのみ追加で投票を行えばよい。

なお、図24で符号10が付された枠内のブロックは、多段階識別器を構成する各段の識別器の詳細な構成を示す。また、図23、24の信頼性判定部24は、図15、16の画像選択部23の機能を包含している。信頼性判定部24は、*s*段目までの投票結果で十

十分な信頼性が得られた場合、認識結果とすべき画像を決定する(画像選択部23の機能に対応)。しかし、十分な信頼性が得られなかった場合は、さらに次の段(s+1)段目に進むべきであると判定する。最終段(N段目)まで進んでも十分な信頼性が得られなかった場合はその結果をリジェクトすると判定する。

[0059] 《識別器の構成》

識別器として、以下の概念に基づく手法を提供する。この実施形態では、局所記述子としてPCA-SIFTを用いる。PCA-SIFTを用いる場合の最近傍探索手法として、発明者らは、従来のANNやLSHよりも高速な手法をこの発明の一側面として提案する。発明者らの最近傍探索手法は、後述するように単調性ならびに差分検索性を持つため、多段階化にも極めて好適である。そこで、多段階化の実施形態においては、発明者らの手法を識別器として適用した構成について説明する。

[0060] ただし、前述の多段階化の手法は、発明者らの手法との組み合わせに必ずしも限定されるものでなく、単調性ならびに差分検索性を満足するものであれば、従来の最近傍探索手法を適用した識別器でもある程度の効果が得られるものと考えられる。たとえば、単調性はANNやLSHでも満たされる。ANNでは、後述する許容誤差 ϵ の値を段階的に変更する場合に単調性が満足され、LSHでは、検索するハッシュ表の数Lを段階的に増やす場合に単調性が満足される。即ち、従来の手法による識別器であっても、それを多段階化すれば1段階の場合よりも物体認識の処理時間を短縮し得る。また逆に、識別器に適用すべき発明者らの手法は、必ずしも多段階化する必要はない。1段階の識別器であっても、従来の手法による識別器に比べて処理時間を短縮することができる。しかし、発明者らの手法を適用した識別器を多段階化すれば、より高速な物体認識が実現できる。従って、両者を組み合わせることが極めて好ましい。

[0061] 識別器に適用する発明者らの手法には、近似最近傍探索の最終段階で距離計算を行う手法(距離計算ありの手法)に加えて、距離計算を全く行わずに済ませる手法(距離計算なしの手法)がある。以下では、まず、距離計算ありの手法、距離計算なしの手法に共通のデータ登録について述べたあと、各々の手法、多段階化の方法について述べる。

[0062] 発明者らは、ハッシュ表を用いた2通りの高速化手法を開示する。

高速化の一つは、特徴ベクトルの距離計算の回数を減らす方法である。具体的には、近傍に多数の特徴ベクトルがあつて、多くの距離計算が避けられないような場合、そのような特徴ベクトルを破棄することによって高速化を図る。以下、この手法を「距離計算あり」の手法という。もう一つは、距離計算を一切行わない手法である。処理としてはハッシュ表を引いて投票することだけを行う。以下、この手法を「距離計算なし」の手法という。

[0063] この実施形態によれば、カメラで捉えた画像から物体を認識する処理、詳細には、局所記述子を用いた物体認識法において、認識処理に要する計算時間を従来技術より短縮することができる。あるいは、従来技術よりも少ないメモリ容量で処理を行うことができる。

また、この実施形態によれば、ANNやLSHという従来の近似最近傍探索法を用いる場合と比べて、同じ認識率を達成するために必要な計算時間が短くてよい。後述する実験例では、計算時間が、従来技術の1/2から1/3に短縮された。また、距離計算なしの手法は、メモリの使用量が少ないため、スケーラビリティという点でも優れている。

[0064] << 構成の概要 >>

図15および図16は、この発明の画像認識装置の構成例を示すブロック図である。図15は、距離計算なしの手法に対応するブロック図であり、図16は、距離計算ありの方法に対応するブロック図である。この発明の画像認識方法は、例えば、前記画像認識装置上で実行される。画像認識装置のハードウェアは、例えば、CPUと、CPUが実行する処理手順を示すプログラムを格納したハードディスク装置などの記憶装置、CPUにワークエリアを提供するRAM、データを入出力する入出力回路などから構成される。より具体的には、例えば、上記構成を有するパーソナルコンピュータであつてもよい。あるいは、異なる態様として、機器組み込み型の装置として、大規模集積回路(LSI)とハードディスク装置およびそれらの処理を制御するマイクロコンピュータから構成されてもよい。

[0065] 図15で、特徴点抽出部11は、入力画像に含まれる対象物のパターンから特徴ベ

クトルを抽出するブロックである。

インデックス算出部13は、特徴ベクトルから所定の算出方法でハッシュ表のインデックスを算出するブロックである。画像データベース15には、画像IDが付された複数の画像が登録されている。また、画像データベース15は、画像を参照するためのハッシュ表17を有する。

[0066] ハッシュ表17は、複数のインデックスに対して、そのインデックスに対応付けられた画像の画像IDが登録されている。各インデックスへの画像IDの対応付けは次のようにしておこなわれる。まず、登録対象の画像は、特徴点抽出部11と同様の処理によって特徴ベクトルが抽出される。抽出された各特徴ベクトルについて、インデックス算出部13と同様の算出方法でハッシュ表のインデックスが算出される。このようにして算出されたインデックスに対して、インデックスを算出した特徴ベクトルを含む画像の画像IDが予め登録されている。

[0067] 投票部19は、前記ハッシュ表17の特定のインデックスを参照し、参照したインデックスに対してハッシュ表17に登録されている画像IDがあれば、その画像に対して投票するブロックである。投票のために、各画像について得票数を記憶する得票テーブル21が設けられている。

画像選択部23は、得票テーブル21を参照し、最大得票数を得た画像を選択するブロックである。

[0068] 図15の画像認識装置に多段階化の手法を適用する場合、前述の各ブロックのうち、インデックス算出部13、投票部19および投票テーブル21が多段階化の対象となる。

[0069] 図16で、特徴点抽出部11、インデックス算出部13、投票部19、投票テーブル21、画像選択部23は図15と同様の機能を有している。画像データベース35は、ハッシュ表37の構成が図15と異なる。即ち、ハッシュ表37のインデックスには、登録された画像の各特徴ベクトルについて、ベクトルの要素とその特徴ベクトルが含まれる画像の画像IDとが組で登録されている。ベクトルの要素は、距離計算に使用される。また、図16の画像認識装置は、特徴点照合部38を備える。特徴点照合部38は、一つのインデックスに対して複数の特徴ベクトルが登録対象になっている場合、それらの特徴

ベクトルと入力画像から抽出された特徴ベクトルとの距離計算を行って最短距離のものを決定し、最短距離の特徴ベクトルと共に登録された画像IDを候補画像として決定するブロックである。

[0070] 図16の画像認識装置に多段階化の手法を適用する場合、前述の各ブロックのうち、インデックス算出部13、投票部19、投票テーブル21および特徴点照合部38が多段階化の対象となる。

なお、図15の画像認識装置では、参照されたインデックスに対して登録された全ての画像IDに投票を行うので、特徴点照合部38に対応するブロックは存在しない。

[0071] 《特徴ベクトル》

本実施形態で利用する特徴ベクトルについて述べる。

1. SIFT

SIFT (Scale-Invariant Feature Transform)とは、Loweによって提案された特徴点とそれに付随する特徴ベクトルの抽出法である(例えば、D.G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," International Journal of Computer Vision, vol.60, no.2, pp.91-110, 2004.参照)。その名が示す通り、画像の拡大縮小、回転や視点のずれに対して、ロバストであるという特徴を持つ。従来は処理時間が問題視されてきたが、GPU(Graphical Processing Unit)の利用によって、高速な処理が可能となりつつある。

[0072] 本実施形態では、Loweによって提供されているソフトウェア(URL:<http://www.cs.ubc.ca/~lowe/keypoints/>参照)を用いて特徴点を抽出する。特徴ベクトルは、128次元の整数値(0-255)のベクトルである。

[0073] 2. PCA-SIFT

Keらは、SIFTの特徴ベクトルに対して、主成分分析(PCA)を適用することにより、SIFTの安定性や識別性を向上させるPCA-SIFTを提案している(例えば、Y.Ke and R.Sukthankar, Pca-sift: A more distinctive representation for local image descriptors, CVPR2004, Vol.2, pp.506-513, 2004.参照)。本実施形態では、このPCA-SIFTを画像の局所記述子として利用する。PCA-SIFTによって得られる特徴ベクトルは、36次元の実数値ベクトルである。即ち、SIFTから得た特徴ベクトルに対して、URL:

w.cs.cmu.edu/~yke/pcasift/で提供されているソフトウェアを用いることにより、36次元のベクトルに変換される。

[0074] 後述する実験例に使った画像を用いてPCA-SIFTを計算すると、各次元は図1に示すような値の分布を持つことが分かった。図1は、特徴ベクトルの値分布を示すグラフである。横軸は各次元の値、縦軸は頻度である。

1次元目は双峰性の分布であり、2次元目以降は単峰性の分布を示す。また、次元が大きくなるにつれて分散が小さくなる。平均値はいずれも0の付近である。

[0075] << 物体認識と近似最近傍探索 >>

1. 投票による物体認識

画像データベースに多数の画像が納められており、各々の画像は1つの物体を表すものとする。認識対象の画像(以下、検索質問と呼ぶ)が与えられたとき、物体認識のタスクを、検索質問に最もマッチする画像をデータベースから検索することと定義する。

[0076] この目的のため、本実施形態では投票方式を用いる。いま検索質問の画像をQ、データベース中の画像をPと表す。また、Q、Pから得たd次元特徴ベクトルを、q、pと表す。近似最近傍探索の結果、qに対応する特徴ベクトルとして、pが得られたとすると、画像Pに1票を投じる。このような投票をQから得られた全ての特徴ベクトルに対して実行し、最終的に得票数が最大となった画像を認識結果として提示する。

[0077] このように、検索質問から得た個々の特徴ベクトルに対して、データベース中の全ての画像から得た特徴ベクトルとの間で近似最近傍探索を行うため、近似最近傍探索をどのように高速化するかがポイントとなる。本実施形態の説明の前に、まず、従来技術の代表的な手法であるANNとLSHについて簡単に述べる。

[0078] 2. ANN

非特許文献3に挙げたANN(Approximate Nearest Neighbor)は、木構造を用いて近似最近傍探索を高速に行う手法である。木のノードは、特徴空間を分割したhyperrectangle(以後、セルと呼ぶ)に対応しており、葉ノードには特徴ベクトルも対応つけられている。

[0079] ANNによる近似最近傍探索の概念を図2に示す。ただし、簡単のため、説明に関与

しないセルは描いていない。いま、 q を検索質問の特徴ベクトル、 p_1, p_2, p_3 をデータベース中の画像の特徴ベクトルとし、現在、 p_1 が近傍のベクトルとして発見されているとする。最近傍探索を実行する場合、実線で示される超球と重なるセルには、 p_1 より近傍の特徴ベクトルが存在する可能性があるため、探索の対象となる。一方、近似最近傍探索を行う場合、 p_1 までの距離 r に対して、許容誤差 ε を用いて定義される半径 $r/(1+\varepsilon)$ の超球を考え、それと交わるセルのみを探索の対象とする。これにより、最近傍の特徴ベクトル(図2の場合は p_3)を発見できない可能性は出てくるが、対象となるセルの数が減少するため、探索時間を削減できる。

[0080] 3. LSH

非特許文献4に挙げたLSH(Locality Sensitive Hashing)は、ハッシュ表を用いた近似最近傍探索の手法である。ここでは、実験で用いる E^2 LSH (Exact Euclidean LSH; 以後単にLSHと呼ぶ)について述べる。

d 次元ベクトル $p=(x_1, \dots, x_d)$ を考える。LSHでは、一つの特徴ベクトルを L 通りの k 次元ベクトルに変換し、各々に対応する L 個のハッシュ表に登録する。検索時には、検索質問の特徴ベクトル q を用いて、全てのハッシュ表を検索し、得られた特徴ベクトル p_1, \dots, p_s の中から q とのユークリッド距離が最小のものを結果とする。このように複数のハッシュ表を用いることによって、良い近似最近傍の特徴ベクトルが安定的に求められる。

[0081] もう少し具体的に見てみよう。処理は検索質問の特徴ベクトル、データベース中の特徴ベクトルに共通するので、一般に特徴ベクトルを v で表す。 v は、次の手順で生成された L 個の関数 $g_1(v), \dots, g_L(v)$ を用いて、対応する L 個のハッシュ表に格納される。個々の $g_j(v)$ は、 v を $g_j(v)=(h_1(v), \dots, h_k(v))$ のように k 次元ベクトルに変換するものである。 $h_i(v)$ は、 v を整数に変換する関数であり、次のような形を持つ。

[0082] [数1]

$$h_i(v; a_i, t_i) = \left\lfloor \frac{a_i \cdot v + t_i}{w} \right\rfloor \quad (1)$$

ここで、 a_i は、各次元が独立に正規乱数に従って生成された d 次元ベクトルであり、 t_i

は $[0, w]$ の一様乱数によって定められるスカラーである。このような値を用いることによって、 v_1 と v_2 のユークリッド距離が小さければ、それだけ $h(v_1)=h(v_2)$ となる可能性が高いという効果を実現できる。

LSHでは、 $i=1, \dots, k$ の k 個の異なる a_i, t_i を用いて k 次元ベクトルとすることにより、ユークリッド距離の離れた v が同じベクトルとにならないようにしている。一方で、 L 個の g_j を用いることにより、ユークリッド距離の近い v が対象から漏れてしまうことを防いでいる。

以上が、従来技術を代表するANNならびにLSHの説明である。次に、この発明の手法について説明する。

[0083] 《衝突の削減による高速近似近傍探索》

1. 考え方

物体の局所的な特徴を捉えた特徴ベクトルを用いて、投票処理によって物体を認識する場合、検索質問の特徴ベクトルに対して、必ずしも最近傍の特徴ベクトルをデータベースから発見する必要はなく、特徴ベクトルに付与された画像のラベルが正解のものであればよい。さらに、認識結果が投票によって決定されるため、正解の得票数が逆転しなければ、誤った票が他の画像に入っても問題は生じない。このような特性を活かして、本発明では、大幅な近似を施すことにより、ANNやLSHを用いる場合と比べて高速な処理を実現する。

[0084] ANNやLSHを用いる場合、最も計算時間が必要な部分は、 q と p_j の距離計算である。従って、これをいかに削減するかがポイントとなる。ただし、検索の精度(認識率)が著しく低下したり、必要なメモリ量が大幅に増大すると問題となる。

[0085] 本発明では、データの特性を活かしたハッシュ関数を用いることによって、高速化の問題を解決する。手法としては次の2通りを考える。一つは、距離計算を行うが、その対象となる特徴ベクトルの数を削減する方法である。具体的には、多数の衝突が生じている場合、すなわち、同じハッシュ値を持つ特徴ベクトルが多数登録されているとき、それらを予めハッシュ表から消去する。これにより、検索質問の特徴ベクトルあたりの距離計算回数を一定値以下に削減することが可能となる。もう一つは、全く距離計算を行わない方法である。衝突回数に応じた消去を行うと、ハッシュ表には画像を識別する上で効果的な特徴ベクトルが残ることになる。そこで、これらの特徴ベクトル

ルを用いれば、投票のみでも正しい結果が得られると期待できる。

[0086] 2. データ登録

まず、本発明の2通りの手法に共通のデータ登録について述べる。本発明の手法と同様にハッシュ表を用いるLSHでは、ハッシュ表の数が多くなると大量のメモリを消費する。

そこで本実施形態では、メモリ量を削減するため、ハッシュ表を1つだけ使うこととする。

特徴ベクトルをハッシュ表に登録する方法は次のとおりである。PCA-SIFTによって得られた36次元の実数値ベクトル p の第1次元から第 d 次元までをとり、

[0087] [数2]

$$\hat{p} = (x_1, x_2, \dots, x_d)$$

とする。次に、

[0088] [数3]

$$u_j = 0 \quad \text{if } x_j < T_0$$

$$u_j = i + 1 \quad \text{if } T_i \leq x_j < T_{i+1}$$

によって各次元を離散化し、自然数を要素とするベクトル $u=(u_1, \dots, u_d)$ を作成する。そして、

[0089] [数4]

$$H_{index} = \left(\sum_{i=0}^{d-1} u_i U^{i-1} \right) \text{mod } H_{size}$$

[0090] によってハッシュのインデックスを求め、ハッシュ表に登録する。ここで、 U は離散値の

種類(U進数で表現)、 H_{size} はハッシュ表のサイズである。ハッシュ表に登録するデータは、距離を用いるか否かによって異なる。距離を用いる場合には、特徴ベクトル p に対する画像IDのほか、 p そのものを登録し、検索時の距離計算に用いる。一方、距離を用いない場合には、 p の登録は不要である。

特に、2値で離散化する場合(2進数で表現する場合)には、閾値 $T_0=0$ を用いて、

[0091] [数5]

$$u_j = \begin{cases} 1 & \text{if } x_j \geq 0, \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases}$$

によって各次元を2値化し、ビットベクトル $u=(u_1, \dots, u_d)$ を作成する。そして、

[0092] [数6]

$$H_{index} = \left(\sum_{i=0}^{d-1} u_i 2^{i-1} \right) \bmod H_{size} \quad (2)$$

[0093] によってハッシュのインデックスを求め、ハッシュ表に登録する。ここで H_{size} は、ハッシュ表のサイズである。ハッシュ表に登録するデータは、距離を用いるか否かによって異なる。距離を用いる場合には、特徴ベクトル p に対する画像IDのほか、 p そのものを登録し、検索時の距離計算に用いる。一方、距離を用いない場合には、 p の登録は不要である。

[0094] 登録時に衝突が生じた場合は、図3のように、チェーン法により複数の特徴ベクトルをリストとして登録する。このとき、リストが長くなりすぎると、距離計算のコストがかかりすぎるといった問題が生じる。そこで本実施形態では、リスト長 n に対する閾値 c を設け、 $n > c$ を満たすとリスト全体をハッシュ表から削除する。なお、予備実験として、情報検索で用いられる各種の重み付けも試したところ、認識率にあまり大きな差はなかった。削除は認識率だけではなく、速度にも有利であるため、本実施形態では重み付けではなく削除を採用している。同じハッシュ値を持つ特徴ベクトルが多いということは、

その特徴ベクトルが画像の識別にあまり寄与しないことを意味する。従って、削除をしても影響は比較的少ないと考えられる。

以上の処理を、データベースに登録する全ての特徴ベクトルに対して施すことにより、データの登録は完了する。

[0095] 3. 距離計算を用いる方法

次に距離計算を用いる検索について述べる。本実施形態では、検索質問Qから得た各特徴ベクトルqに対して、上記のハッシュ表から特徴ベクトルを検索する。得られた特徴ベクトルの集合をPとすると、次にPの中からqの最近傍となる特徴ベクトル p^* を求める。

そして、2つの特徴ベクトルの距離 $\text{dist}(q, p^*)$ が

[0096] [数7]

$$\text{dist}(q, p^*) \leq d_{\max}$$

を満たす場合、 p^* に対応する画像IDに投票する。ここで d_{\max} は距離の閾値である。ただし、 $d_{\max} = \infty$ とすると、距離によらず p^* に投票する。

[0097] この処理において、最も重要なステップは、いかにqに対する特徴ベクトルを検索するかにある。最も単純な手法は、登録時と同様にqに対してもビットベクトルを求め、ハッシュ関数によって同じハッシュ値を持つ特徴ベクトルを求めることである。ところが、このような処理では、距離の計算回数は十分削減できるものの、次の理由によって十分な認識率を得ることができない。特徴ベクトルの各次元の値は撮影条件によって変動することがある。もし、閾値を超えるような変動があると、ビットベクトルが異なるものとなり、もはや対応する特徴ベクトルを得ることができなくなる。

[0098] LSHでは同様の問題に対処するため、式(1)において、一様乱数tを値に加えることにより、閾値付近の値をランダムに移動させている。また、前記非特許文献6に挙げた小林らの手法では、特徴ベクトルに回転行列をかけることで、閾値の相対的な位置を変化させている。

本実施形態では、値の変動幅eをパラメータとして、変動への対処を施す。具体的

には、 $q=(x_1, \dots, x_d)$ とし、離散化のための閾値を $T_i(i=0,1,\dots,z)$ とすると、区間

[0099] [数8]

$$[q_j - e, q_j + e) \quad (3)$$

と区間

[0100] [数9]

$$(-\infty, T_0) \quad (4)$$

$$[T_i, T_{i+1}) \quad (0 \leq i < z) \quad (5)$$

$$[T_z, \infty) \quad (6)$$

[0101] が重なりを持つとき、各区間に対応する離散値(式(4)の場合は0、式(5)の場合は $i+1$ 、 d の場合は $z+1$)を割り当てる。ここで、 z は i の最大値である。また、 e の値によっては、割り当てられる離散値が複数であることに注意する。

[0102] 図17に示す例を考える。この場合、重なりを持つ区間は $[T_0, T_1), [T_1, T_2), [T_2, T_3)$ の3個になるため、 q_j に割り当てられる離散値としては、各々対応する1,2,3の3通りとなる。

ただし、このような「様々な可能性を試す」という処理を制限なく導入すると、膨大な計算時間が必要となってしまふ。そこで本実施形態では、処理の対象となる次元数 b をあまり大きくない値に留めることとする。なお、3値以上に離散化した場合、必ずしも処理対象の次元の可能な全ての離散値をインデックスの計算に用いる必要はない。例えば、図17においてインデックス計算に用いる離散値をランダムに選び、1と2のみを用いる処理であってもよい。

特に特徴ベクトルの各次元の値を2値に離散化する場合には、各次元 q_j の値が

[0103] [数10]

$$|q_j| \leq e$$

を満たす次元jに対しては、 u_j だけではなく

[0104] [数11]

$$u'_j = (u_j + 1) \bmod 2 \quad (0 \text{ ならば } 1, 1 \text{ ならば } 0)$$

[0105] も用いて、特徴ベクトルを検索する。ただし、このような「両方試す」という処理を制限なく導入すると、膨大な計算時間が必要となってしまう。この処理では、処理の対象となる次元数をbとすると、 2^b 通りのビットベクトルを用いてハッシュ表にアクセスすることになる。そこで本実施形態では、bをあまり大きくない値に留めることとする。

[0106] [数12]

$$|q_j| \leq e$$

[0107] を満たす次元の数がbを上回るときには、次元のインデックスが小さいものからb個を採用する。なお、対象となる次元を、確率的に決めることも考えられる。ただし、実際に試したところ、認識率にはほとんど差が出ず、計算時間が余分に必要であった。

なお、このような変動への対処は、検索時ではなく登録時に行うことも可能である。具体的には、登録の際に同様にビットベクトルを 2^b 個作成し、ハッシュ表に登録する。こうすると、検索時に複数のビットベクトルを用いてハッシュ表にアクセスする必要がなくなるため、処理時間の短縮が期待できる。しかしながら、多数の特徴ベクトルを登録するため、メモリへの負担は大きくなる。予備実験の結果、処理時間には大きな差がなく、メモリへの負担が目立ったため、本実施形態では、検索時に変動に対処することとした。

[0108] 4. 距離計算を用いない方法

距離を用いない方法では、検索質問の特徴ベクトルqに対して上記のような距離計

算を施して近似最近傍を求めるのではなく、ハッシュ表から得た特徴ベクトルの集合 P に属する全ての特徴ベクトル

[0109] [数13]

$$p \in P$$

に対して投票処理を施す。処理のパラメータは、距離を用いない方法と同様、特徴量の変動幅 e 、変動に対処する次元の数 b の2つである。

[0110] 《 b による多段階化》

発明者らの手法のパラメータは b, c, d, e の4つである。この実施形態では、このうち b を変更することで近似の程度を調整する。具体的には、第 s 段では $b = s - 1$ とした識別器を用いる。発明者らの手法は、 b の増加に伴ってハッシュ表のアクセスに用いるインデックスが増加するだけである。そのため、単調性だけではなく差分探索性も満たす。

[0111] ただし、多段化するパラメータは、 b に限定されるものではない。他のパラメータによる多段化も可能である。例えば、パラメータ d は、単調性だけではなく差分探索性も満たすことが明らかである。 c, e についてもその可能性がある。

[0112] なお、距離計算なしの手法では、各段の処理で、暫定最近傍 p_i^* を更新しつつ投票するのではなく、得られた差集合 $P_i^{(s)} - P_i^{(s-1)}$ に属する特徴ベクトルすべてに対して投票する。

[0113] (実験例)

本発明の手法の有効性を検証するため実験を行った。まず、発明者らの手法を適用した識別器と、従来の手法による識別器との比較実験を説明する。

[0114] 《実験1》

1. 実験条件

1.1. 画像データベース

最初に、実験に用いる画像について説明する。まず、収集方法の異なる A, B, C の3種類のデータセットを準備した。図4は、実験に用いた登録画像の一例を示す説明図である。 A は、Googleのイメージ検索を用いて収集した3,100枚の画像である。検索キーワードとしては、ポスター、雑誌、表紙などを用いた。図4(a)に例を示す。

[0115] BはPCA-SIFTのサイト(URL:http://www.cs.cmu.edu/~yke/pcasift/)で公開されている画像であり、画像数は18,500枚である。このデータは主に自然写真や人物の写真などで構成されている。図4(b)に例を示す。Cは、写真共有サイトのflickrにおいてanimal, birthday, food, japanなどのタグにより収集した78,400枚の画像からなる。主に図4(c)に示すような物体や自然の写真、人物の写真などを含む。なお、収集の際には、600×600 pixel以下のサイズの画像は除外し、画像の長辺が640 pixel以下になるように縮小した。また、特徴ベクトルが100個以下の画像も除外した。画像の一辺の長さの平均はA, B, Cそれぞれ498, 612, 554 pixelであった。

[0116] 次に、A, B, Cの画像を用いて、表1に示した画像数からなるデータベース、DB1, ..., DB5を作成し、実験に用いた。

[0117] [表1]

表1 データベースに含まれる画像数

データセット	DB1	DB2	DB3	DB4	DB5
A	334	1,667	3,100	3,100	3,100
B	333	1,667	3,450	18,500	18,500
C	333	1,666	3,450	28,400	78,400
合計	1,000	5,000	10,000	50,000	100,000

ここで、大きいデータベースは、小さいデータベースをその一部として含む。なお、DB3からは、一画像あたり平均2,069個の特徴ベクトルが抽出された。

[0118] 1.2. 検索質問画像

検索質問として、次の手順で作成した画像を2,000枚用いた。まず、DB1に含まれる画像の中でA, B, Cから、それぞれ100, 200, 200枚を無作為に選択し、A4の紙面に印刷した。次に、カメラを用いて印刷した紙面を撮影した。撮影した画像(検索質問画像)の例を図5に示す。図に示す通り、紙面全体が写る配置で、紙面に対するカメラの光軸の角度 θ を 90° , 75° , 60° に変化させた。また、角度を 90° として紙面の一部を撮影した。その結果、1枚の紙面に対して、合計4通りの画像を得た。さらに、撮影した画像を 512×341 pixelに縮小し、PCA-SIFTにより特徴ベクトルを求めた。その結果、画像一枚あたり平均605個の特徴ベクトルが得られた。なお、印刷にはOKI(

登録商標) C5200n(カラーレーザプリンタ)、撮影にはCANON(登録商標) EOS Kiss(登録商標) Digital(630万画素)と付属のレンズEF-S 18-55mm USMを用いた。

[0119] 1.3. 評価

実験では、近似最近傍探索の比較手法としてANNとLSHを用い、本発明の手法と比較した。なお、ANNとしてはURL: <http://www.cs.umd.edu/~mount/ANN/>, LSHとしてはURL: <http://www.mit.edu/~andoni/> で提供されているプログラムを用いた。評価基準としては、認識率と処理時間を用いた。認識率は、検索質問の画像が正しく認識できた割合を表す。また、処理時間は、検索質問の画像1枚あたりの検索に要した時間を表す。ただし、特徴ベクトルの抽出に必要な時間は含めていない。なお、実験に用いた計算機は、CPUが AMD Opteron(登録商標) 2.8GHz、メモリが16GBのものである。

なお、実験を通して、本発明の手法では、離散化はすべて2値($U=2$)とし、 $T_0=0$ とした。また、距離計算ありの手法での距離の最大値の閾値 d_{\max} は3,000に固定した。

[0120] 2. DB3を用いた比較実験

まず、DB3を用いて各手法のパラメータと認識率、処理速度の関係について述べる。

2.1. ANN

ANNを用いて、許容誤差 ϵ を2から100まで変化させたとき認識率および処理時間の実験結果を図6に示す。 ϵ の増加に伴って、認識率、処理時間が減少していることが分かる。

ϵ が2から10程度までは、処理時間の減少に比べ、認識率の減少は緩やかである。

[0121] 2.2. LSH

図7に、LSHを用いて変換後のベクトルの次元数 k とハッシュ関数の数 L を変化させたときの認識率および処理時間の実験結果を示す。まず、 L の増加に伴って、認識率、処理時間が増加していることが分かる。 L を更に増加させると、認識率を向上させることができると考えられるが、メモリ不足により実行できなかった。また、図示されているもの以外にも種々の k について試したところ、 k を減少させると、認識率は改善するものの、処理時間が増大することが分かった。この理由は、 k が小さいと、距離計算の対象となる特徴ベクトルの数が増加するためであると考えられる。

[0122] 2.3. 本発明の手法(距離計算あり)

距離計算ありの本発明の手法を用いて、衝突の閾値 c と認識率、処理時間の関係について調べた。このとき、ハッシュ表のサイズとしては $H_{\text{size}} = 2^d$ とした。 $e=200$, $b=7$, $d=24, 26, 28$ とし、 c を変化させたときの認識率および処理時間の実験結果を図8に示す。 c が減少するにつれ、処理時間が減少していることが分かる。ただし、 c を小さくしすぎると、認識率が低下した。これは、認識に寄与していたものも削除してしまったためと考えられる。一方、 c を増加させた場合に、計算時間は増加するものの、認識率が減少することはほとんどなかった。これは、最近傍にはなり得ない特徴ベクトルを検索したとしても、距離計算によって排除可能なためと考えられる。

[0123] また、 b と認識率、処理時間の関係について調べた。ハッシュのインデックスを求めるために使用する次元を $d=26$ とした上で、 $e=200, 500, 1000$, $c=\infty$ とし、 b を変化させた結果を図9に示す。 b を増加させると処理時間は増加するものの、認識率が向上することが分かる。 b が比較的小さい場合は、 $e=200$ の場合に認識率が高い。

[0124] 2.4. 本発明の手法(距離計算なし)

次に、距離計算なしの本発明の手法を用いて、 c と認識率、処理時間の関係について調べた。 $d=24, 26, 28$, $e=200$, $b=5$ とし、 c を変化させた結果を図10に示す。 $d=24, 26, 28$ の値について、それぞれ $c=2, 3, 4$ という小さい値のときに認識率が最大となった。これは、距離計算を用いない手法では、 c が大きくなるにつれて、最近傍にはならない特徴ベクトルが多数投票に関与するためと思われる。図8に示した距離計算を用いる場合と好対照であることが分かる。

[0125] また、 b と認識率、処理時間の関係についても調べた。 $d=28$, $e=200$, $c=2$ とし、 b を変化させた結果を図11に示す。 $b=5$ までは、 b の増加に伴って認識率が向上しているが、それ以上 b が増加すると、認識率は低下している。これは、 b の増加によって、最近傍とはなり得ない不適切な特徴ベクトルを介した投票が増大したためと考えられる。図9の距離を計算するものでは、 b を増加させた場合に、認識率が減少することはなかった点を考えると、同様に好対照であるといえる。

[0126] 2.5. 各手法の比較

各手法の特徴を比較するため、パラメータをさまざまに変え、横軸に認識率、縦軸

に処理時間を描いたグラフを図12に示す。ANNでパラメータを変化させたものを線で描き、評価の基準とした。右にプロットされているものほど認識率が高く、下にプロットされているものほど処理時間が短い。そのため、右下にプロットされているものほど優れていると言える。LSHは、ほぼANNの線を越えることはなかった。本発明の手法で距離の計算を行うものは、認識率が98%以下の場合、ANNよりも優れていた。本発明の手法で距離の計算を行わないものは、ほとんどの場合でANNより優れていた。

[0127] 次に、各手法における撮影角度と認識率の関係を調べた。処理時間がおよそ10msで認識率の最も良いものを図13に示す。パラメータは、ANN $e=40$ 、LSH $k=20$ 、 $L=15$ 、距離計算ありの手法 $e=200$ 、 $b=4$ 、 $c=8$ 、 $d=24$ 、距離計算なしの手法 $e=200$ 、 $b=5$ 、 $c=2$ 、 $d=28$ である。ただし、距離計算なしの手法による処理時間は3.4msのものを示している。距離計算ありの手法は、同じ処理時間で、ANN、LSHと比べ高い認識率が得られていることが分かる。距離計算なしの手法では、 $\theta = 60^\circ$ の場合を除くと、1/3の処理時間でANNと同程度の認識率を得られることが分かる。

各種パラメータの代表的な値を用いた認識率と処理時間を表2に示す。

[0128] [表2]

表 2 各手法の認識率 [%] と処理時間 [ms]

手法	パラメータ	60 度		75 度		90 度		一部		平均	
		精度	時間	精度	時間	精度	時間	精度	時間	精度	時間
ANN	$e = 3$	98.6	1261.2	99.0	1304.9	99.2	1294.9	99.6	4020.0	99.1	1970.2
	$e = 10$	98.2	48.4	98.6	53.0	98.4	52.8	99.0	151.0	98.6	76.3
	$e = 20$	94.6	13.9	98.2	16.0	98.0	16.0	97.4	43.7	97.1	22.4
LSH	$k = 20, L = 28$	91.4	9.5	98.0	11.7	97.6	12.0	97.8	30.8	96.2	16.0
	$k = 20, L = 15$	84.2	6.0	97.0	7.2	97.0	7.4	96.2	19.5	93.6	10.0
提案手法	$b = 9, c = 200, d = 26$	97.8	12.1	98.6	15.0	98.4	14.8	98.4	36.7	98.3	19.6
距離あり	$b = 4, c = 200, c = 50, d = 26$	97.2	5.7	98.4	6.5	98.4	6.6	98.0	14.2	98.0	8.3
提案手法	$b = 5, c = 200, c = 3, d = 28$	86.0	2.5	96.6	2.9	96.8	2.7	95.4	5.4	93.7	3.4
距離なし	$b = 0, c = 11, d = 24$	57.6	1.4	89.6	1.5	91.8	1.5	91.6	2.2	82.7	1.6

[0129] 距離計算ありの手法は、ANNに比べ同程度の認識率を、1/3程度の処理時間で実現していることが分かる。一方、距離計算なしの手法では、平均の認識率はANNに及ばない。ただし、その原因は $\theta = 60^\circ$ の場合に認識率が低いことにある。 $\theta \geq 75^\circ$ に限定できる状況では、96%程度の認識率を4ms以下という短い処理時間で実現可能であることが分かる。

[0130] 3. DB1-DB5を用いた実験

距離計算なしの手法を除く全ての手法では、検索のために元の特徴ベクトルのデータを保持しなければならないため、DB4, DB5のデータについては、メモリ不足で検索を実行できなかった。一方、距離計算を用いない手法は、ハッシュ表に画像IDのみを登録すればよいため、メモリへの負担が少なく、10万画像までの実験を行うことができた。そこで、 $e=200$, $d=28$ とし、 b と c を変化させ、登録画像数と認識率、処理時間の関係について調べた。最も認識率のよいものを図14に示す。そのときの b は、DB1から順に5, 6, 5, 6, 5で、 c は1, 1, 2, 4, 5であった。登録画像数を10万件に増加させた場合でも、認識率87.3%、処理時間20.6msを得た。 $\theta = 60^\circ$ の場合を除外すると認識率は91.4%となる。

[0131] このように、距離計算を用いない手法は、認識率という点では他に及ばないものの、ある程度の認識率で満足できる場合には、スケーラビリティという点で優れた手法といえる。また、処理がハッシュ表へのアクセスと投票という単純なものであるため、この面での利点もあると考えられる。

続いて、近似最近傍探索の従来法であるANN、LSHに加え、距離計算ありの手法を用いて1段の識別器を構成し、発明者らの手法を適用した多段階の識別器を用いる場合と比較した。

[0132] << 実験2 >>

1. 実験条件

局所記述子としては、PCA-SIFTのサイトで提供されるものを用いた。ハッシュ表のサイズは $H_{\text{size}} = 2^d$ とした。以下に示す処理時間は、検索質問の画像1枚あたりの認識に要した時間を表す。ただし、特徴ベクトルの抽出に必要な時間は含めない。使用計算機は、実験1と同じ構成のものである。また、この実験では、図23に示す多段階識

別器を用いた。

[0133] 1.1. 画像データベース

画像データベースの画像は、実験1と同様の出所から収集したが、その数は、Googleのイメージ検索を用いて収集した画像が3,100枚、PCA-SIFTのサイトで公開されている画像が3,450枚、写真共有サイトのflickrにおいてanimal, birthday, foodなどのタグにより収集した画像が3,450枚、合計10,000枚の画像である。

[0134] 1.2. 検索質問画像

検索質問としては、データベースに対応する画像のあるものとないものの2種類を作成した。前者については、データベースに含まれる画像の中から、収集方法ごとに100, 200, 200枚の合計500枚を無作為に選択した。後者については、画像データベースには含まれない画像を199枚用意した。次に、これらをA4の用紙に印刷し、カメラを用いて撮影した。実験1と同様、紙面全体が写る配置で、紙面に対するカメラの光軸の角度 θ を 90° , 75° , 60° に変化させた。また、角度を 90° として紙面の一部を撮影した。その結果、1枚の紙面に対して、合計4通りの画像を得た。さらに、撮影した画像を 512×341 pixelに縮小し、PCA-SIFTにより特徴ベクトルを求めた。その結果、画像1枚あたり平均612個の特徴ベクトルが得られた。

[0135] 2. リジェクトをしない場合

まず、対応する画像がデータベースにある検索質問のみを用いて、実験を行った。

2.1. 近似最近傍探索の精度と画像の認識率の関係

最初に、予備実験として、画像を認識するために必要な最近傍探索の精度を調べた。具体的には、多段階化なしの手法(ANN, LSH, 距離計算ありの手法)について、パラメータをさまざまに変え、近似最近傍探索の精度と画像の認識率の関係を計測した。近似最近傍探索の精度とは、近似最近傍探索によって真の最近傍が求めた割合である。

[0136] 結果を図19に示す。この結果から、近似最近傍探索の精度が100%から20%あたりまでは、近似最近傍探索の精度が減少しても、認識率はほとんど減少しないことが分かる。これは、間違っって他の画像に投票されてしまっても、正解の画像と他の画像の得票数が逆転するまでには至らないためであると考えられる。また、近似最近傍探索の

精度と認識率には、手法に依存しない関係があることも伺える。

[0137] 2.2. 多段階化による処理の削減

[表3]

表 3 リンジェクトをすする場合の結果

パラメータの決定基準	手法	対応する画像のある検索質問				対応する画像のない検索質問			
		C_1 [%]	E_1 [%]	R_1 [%]	処理時間 [ms]	E_2 [%]	R_2 [%]	処理時間 [ms]	
基準 A $E_1 = 0, E_2 = 0$ $\min R_1$	距離計算あり	87.85	0.00	12.15	3.0	0.25	99.75	12.6	
	距離計算なし	68.25	0.00	31.75	1.5	0.26	99.74	6.0	
基準 B $\min(E_1 + E_2 + R_1)$	距離計算あり	95.50	0.05	4.45	6.6	0.62	99.38	61.8	
	距離計算なし	86.30	0.05	13.65	1.0	2.26	97.74	6.0	

[0138] 次に多段階化の効果を検証する。まず、距離計算ありの手法を用いて、bと認識率

と処理時間の関係について調べた。e=200,c=5,d=28,t=2,r=0.5とし、bを変化させた結果を図20に示す。多段階化を行う場合は、行わない場合と比較し、ほとんど認識率が低下せずに、処理時間を削減できることが分かる。また、多段階化の段数(N=b+1)が多くなるにつれて、処理時間削減の効果が大きくなっていることが分かった。

同様に、距離計算なしの手法を用いて、bと認識率と処理時間の関係について調べた。e=200,c=3,d=28,t=2,r=0.5とし、bを変化させた結果を図21に示す。距離計算なしの手法でも、処理時間を削減できることが分かった。

[0139] 2.3. 各手法の比較

各手法の特徴を比較するため、パラメータをさまざまに変え、認識率と処理時間の関係を描いたグラフを図22に示す。ANNで許容誤差 ϵ を変化させたものを線で描き、評価の基準とした。右にプロットされているものほど認識率が高く、下にプロットされているものほど処理時間が短い。そのため、右下にプロットされているものほど優れているといえる。LSHは、ほぼANNの線を越えることはなかった。距離計算ありの手法では、最大認識率はANNに及ばないものの、認識率が98%以下の場合には、同じ認識率を、ANNに比べて1/10から1/40程度の処理時間で実現できている。提案手法では、多段階化を行うことで、処理時間が距離計算ありの手法の1/5程度にまで削減されている。

[0140] 3. リジェクトをする場合

次に、リジェクトをする場合の実験結果について述べる。評価尺度を次の様に定める。対応する画像のある検索質問に対しては、認識率 C_1 、誤認識率 E_1 、リジェクト率 R_1 ($C_1 + E_1 + R_1 = 1$)とする。対応する画像のない検索質問に対しては、誤認識率 E_2 、リジェクト率 R_2 ($E_2 + R_2 = 1$)とする。

[0141] まず、距離計算ありの提案手法を用いて、10-fold cross validationにより、実験を行った。学習サンプルに対し、 $E_1 = 0$, $E_2 = 0$ という条件の下で、 R_1 が最小となるパラメータを求め、テストサンプルに適用した(基準A)。また、これとは別に、 $E_1 + E_2 + R_1$ が最小となるパラメータも学習サンプルに対して求め、テストサンプルに適用した(基準B)。パラメータとしてはb=5,10,d=24,28,e=200,400, c=5, t=4,8,12, r=0.2,0.4,0.6のすべての組み合わせについて試した。距離計算なしの提案手法については、パラメータにc=2を

追加し、同様に実験を行った。

[0142] 結果を表3に示す。基準Aでパラメータを設定した場合、距離計算ありの提案手法では、リジェクト率 R_1 が12.15%の場合に誤認識率 E_2 を0%とすることができた。このときに誤認識率 E_2 は0%とはならなかったものの、0.25%と低い値を得ることができた。また、基準Bでパラメータを設定した場合には、誤認識率の微少な増加と引き替えに、リジェクト率 R_1 を1/3に抑えることができた。一方、距離計算なしの提案手法では、距離計算ありの提案手法と比べて劣る結果となった。

[0143] 処理時間については、対応する画像のない検索質問の方が、4から9倍程度長くなった。これは、多段階化によって、対応する画像のない検索質問のほとんどは、最終段まで処理されてリジェクトされるのに対し、対応する画像のある検索質問は、最終段まで到達せずに回答が出力されているためである。

[0144] なお、この発明について、前述した実施の形態の他にも、この発明について種々の変形例があり得ることは明らかである。例えば、この発明は、平面物体以外にも適用することも考えられる。

本発明の範囲には、特許請求の範囲と均等の意味および範囲内でのすべての変更が含まれることが意図される。

産業上の利用可能性

[0145] この発明を用いた物体認識処理は、カメラで捉えた画像から物体を認識し、認識結果に応じた情報処理を行うサービスに適用することができる。前記情報処理の具体例としては、既存の画像やビデオ画像などに索引付けをおこなう処理などが考えられる。

請求の範囲

- [1] 対象物を表す画像が入力画像として与えられたとき、局所記述子の探索により、画像データベース中から前記対象物を含む画像を識別する画像認識方法であって、入力画像からその局所的な特徴を表す複数の局所記述子を導出する工程と、前記画像データベース中の画像から得られる各局所記述子のうち、入力画像の各局所記述子に対して探索を行う対象をそれぞれ限定する限定工程と、前記探索の対象中から入力画像の各局所記述子に近いものを探索し、入力画像の各局所記述子に対する近傍の各局所記述子を特定する探索工程と、近傍の各局所記述子が得られた画像のうち、認識結果とすべき画像を、統計的処理を用いて識別する識別工程とを備え、前記限定工程は、認識結果とすべき画像を識別し得る程度の数に前記探索の対象を限定し、各工程をコンピュータが実行することを特徴とする画像認識方法。
- [2] 前記限定工程は、認識結果とすべき画像が識別されるように、入力画像に応じて探索対象を限定する程度を異ならせ得る請求項1記載の画像認識方法。
- [3] 認識結果とすべき画像が識別できなかつたとき、前記限定工程は、探索対象を限定する程度を緩め、かつ、先に探索対象とされたものを除外して新たな探索対象を決定する処理をさらに行い、決定された探索対象について探索工程および識別工程を実行する請求項2記載の画像認識方法。
- [4] 検索対象を限定する程度を段階的に緩めて前記限定工程、探索工程および識別工程を繰り返しても認識結果とすべき画像が識別できないとき、その局所記述子についての探索結果をリジェクトする請求項3記載の画像認識方法。
- [5] 前記画像データベースは、各画像から導出される各局所記述子をそれから所定手順で算出されるインデックス値で分類してなるハッシュ表を含んでなり、前記限定工程は、特徴量の変動を考慮して入力画像の各局所記述子から前記手順でインデックス値を算出し、算出されたインデックス値で前記ハッシュ表を参照してその類に属する局所記述子を探索対象とし、

前記識別工程は、探索工程により特定された近傍の各局所記述子について、それが得られた画像に投票を行う統計的処理を用い、

前記ハッシュ表は、各類について、その類に属する局所記述子の数が閾値を超える場合にその類の局所記述子を探索対象から除外して作成されるものである請求項1～4の何れか一つに記載の画像認識方法。

- [6] 各局所記述子はベクトルとして表現され、
特徴量の変動を考慮してハッシュ表のインデックス値を算出する処理は、各局所記述子の要素を離散化して得られる離散値に誤差の範囲を含めてインデックス値を算出する処理であり、
前記誤差の範囲は、前記変動に応じて決定されるものである請求項5記載の画像認識方法。
- [7] 前記探索工程は、入力画像の各局所記述子とそれに対応する類に属するハッシュ表中の各局所記述子との間の距離計算を行い、所定距離内または最短距離にある局所記述子を特定する工程である請求項5または6記載の画像認識方法。
- [8] 前記探索工程は、入力画像の各局所記述子に対応する類に属するハッシュ表中の各局所記述子をいずれも近傍の局所記述子とする工程である請求項5または6記載の画像認識方法。
- [9] 画像データベース中の画像に含まれる前記対象物のパターンは、入力画像と異なる角度から対象物をみたときのパターンである請求項1～8のいずれか一つに記載の画像認識方法。
- [10] 画像データベース中の画像に含まれる前記対象物のパターンは、その一部分が入力画像のパターンに対応するものである請求項1～8のいずれか一つに記載の画像認識方法。
- [11] 対象物を表す画像が入力画像として与えられたとき、局所記述子の探索により、画像データベース中から前記対象物を含む画像を識別する装置であつて、
入力画像からその局所的な特徴を表す複数の局所記述子を導出する特徴導出部と、
前記画像データベース中の画像から得られる各局所記述子のうち、入力画像の各局

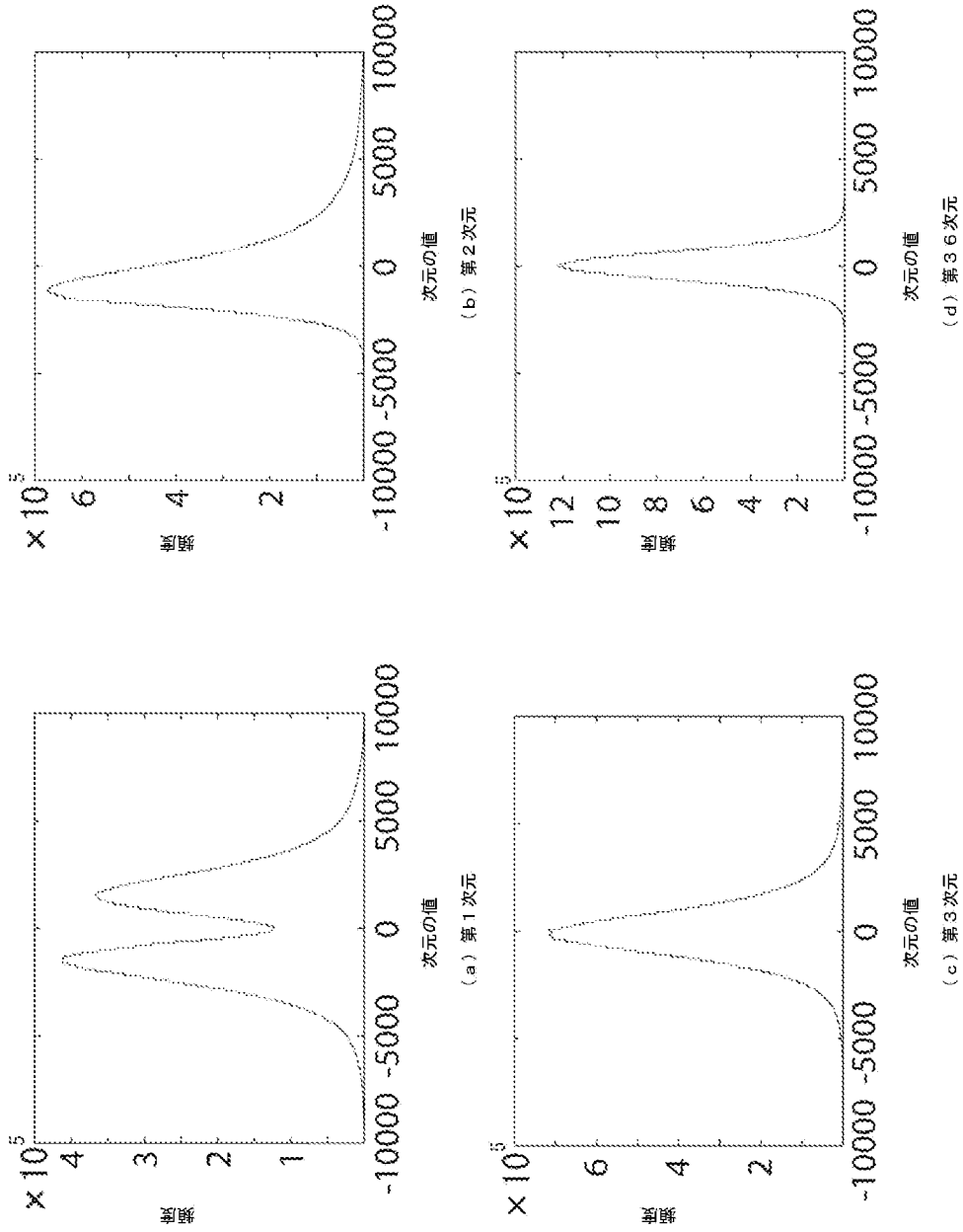
所記述子に対して探索を行う対象をそれぞれ限定する限定部と、
前記探索の対象中から入力画像の各局所記述子に近いものを探索し、入力画像の各局所記述子に対する近傍の各局所記述子を特定する探索部と、
近傍の各局所記述子が得られた画像のうち、認識結果とすべき画像を、統計的処理を用いて識別する識別部とを備え、
前記限定部は、認識結果とすべき画像を識別し得る程度の数に前記探索の対象を限定することを特徴とする画像認識装置。

[12] 前記限定部は、認識結果とすべき画像が識別されるように、入力画像に応じて探索対象を限定する程度を異ならせ得る請求項11記載の画像認識装置。

[13] 認識結果とすべき画像が識別できなかったとき、前記限定部は、探索対象を限定する程度を緩め、かつ、先に探索対象とされたものを除外して新たな探索対象を決定する処理をさらに行い、
探索部は、決定された探索対象についてさらに近傍の各局所記述子を特定し、識別部は、特定された各局所記述子に基づいて認識結果とすべき画像をさらに識別する請求項12記載の画像認識装置。

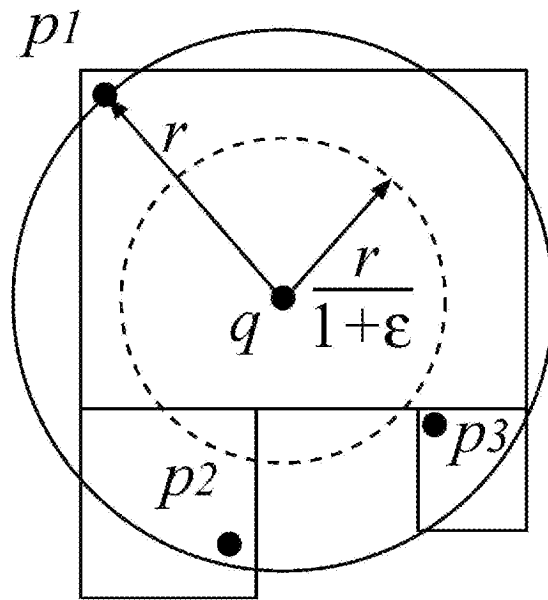
[14] 対象物を表す画像が入力画像として与えられたとき、局所記述子の探索により、画像データベース中から前記対象物を含む画像を識別する機能をコンピュータを用いて実現するプログラムであって、
入力画像からその局所的な特徴を表す複数の局所記述子を導出する特徴導出部と、
、
前記画像データベース中の画像から得られる各局所記述子のうち、入力画像の各局所記述子に対して探索を行う対象をそれぞれ限定する限定部と、
前記探索の対象中から入力画像の各局所記述子に近いものを探索し、入力画像の各局所記述子に対する近傍の各局所記述子を特定する探索部と、
近傍の各局所記述子が得られた画像のうち、認識結果とすべき画像を、統計的処理を用いて識別する識別部としてコンピュータを機能させ、
前記限定部は、認識結果とすべき画像を識別し得る程度の数に前記探索の対象を限定することを特徴とする画像認識プログラム。

[図1]

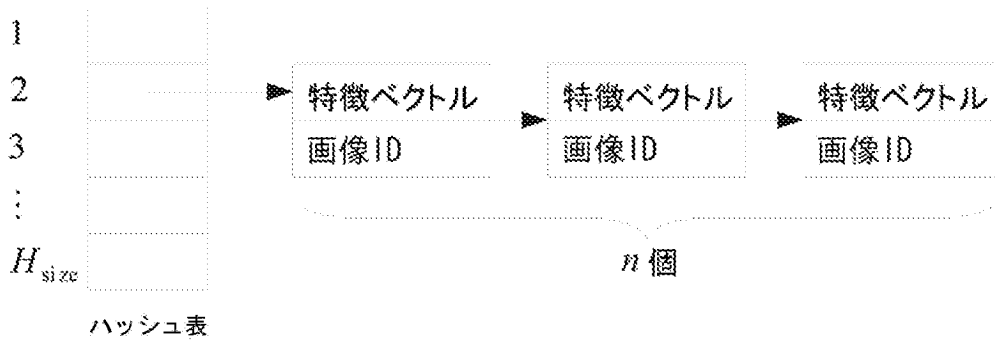


特徴ベクトルの値分布、横軸は各次元の値、縦軸は頻度

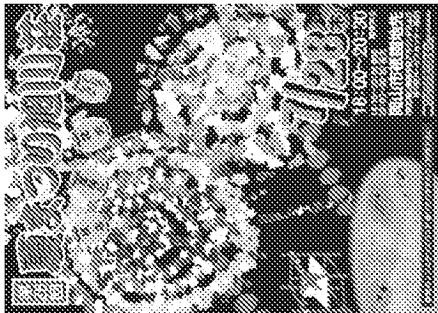
[図2]



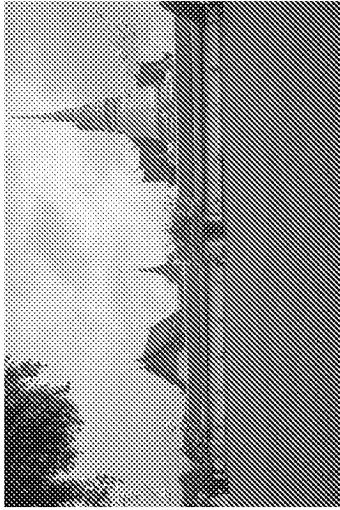
[図3]



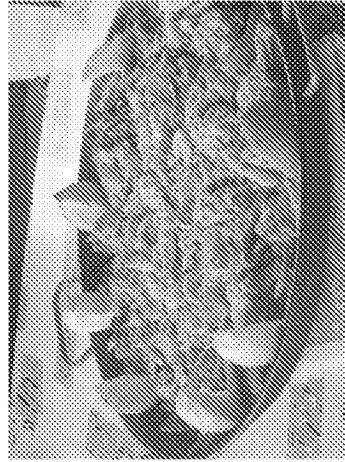
[図4]



(a) Aの画像例

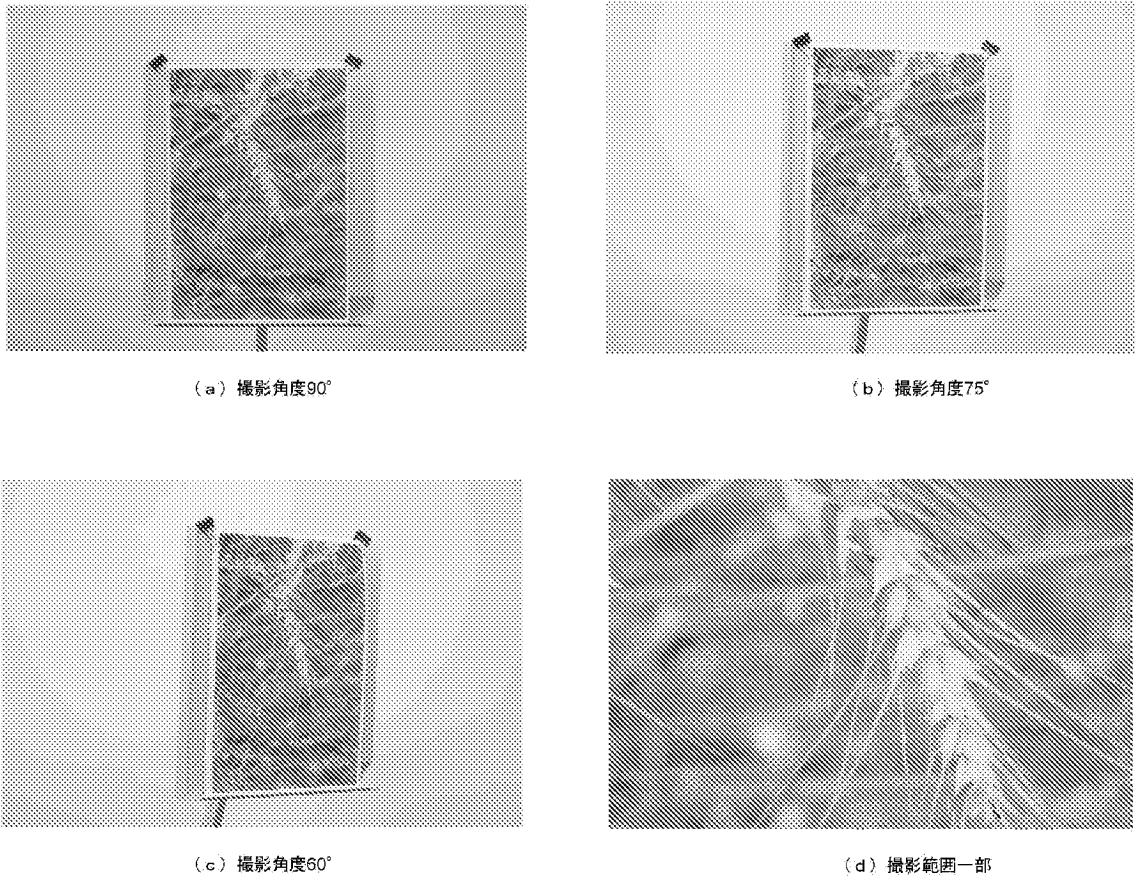


(b) Bの画像例

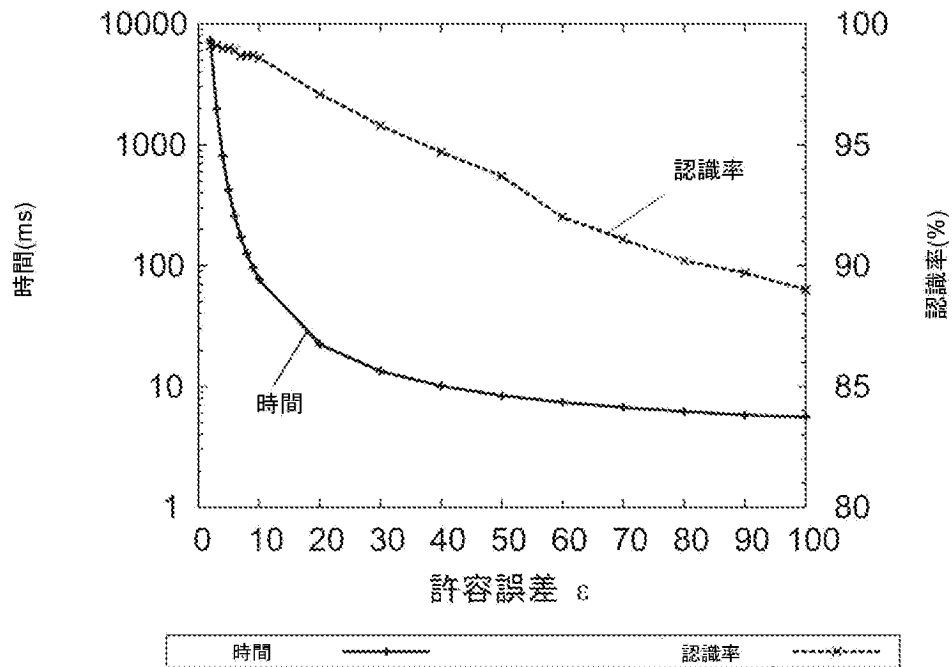


(c) Cの画像例

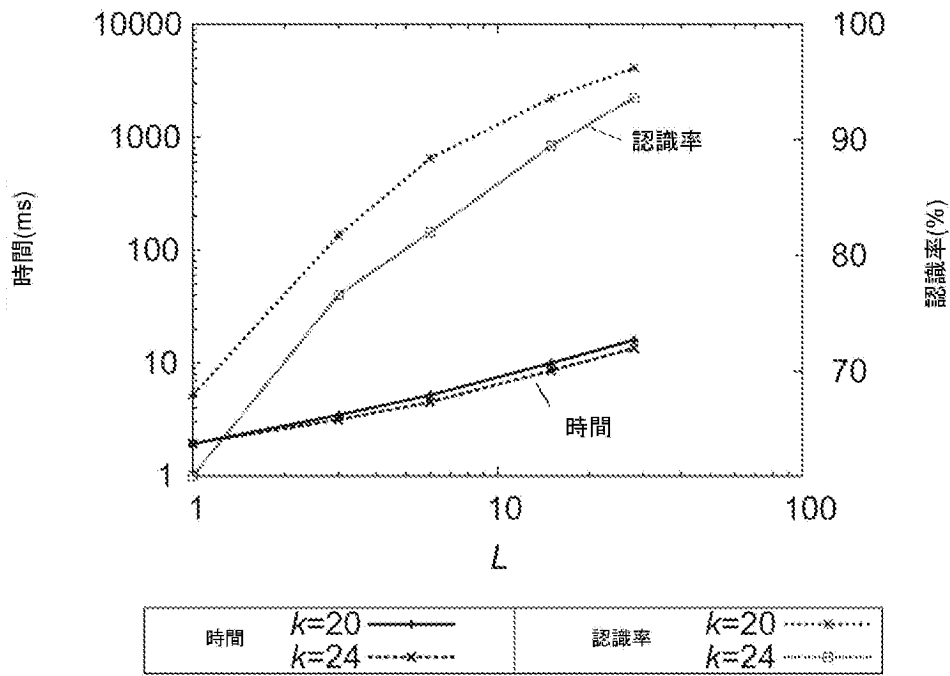
[図5]



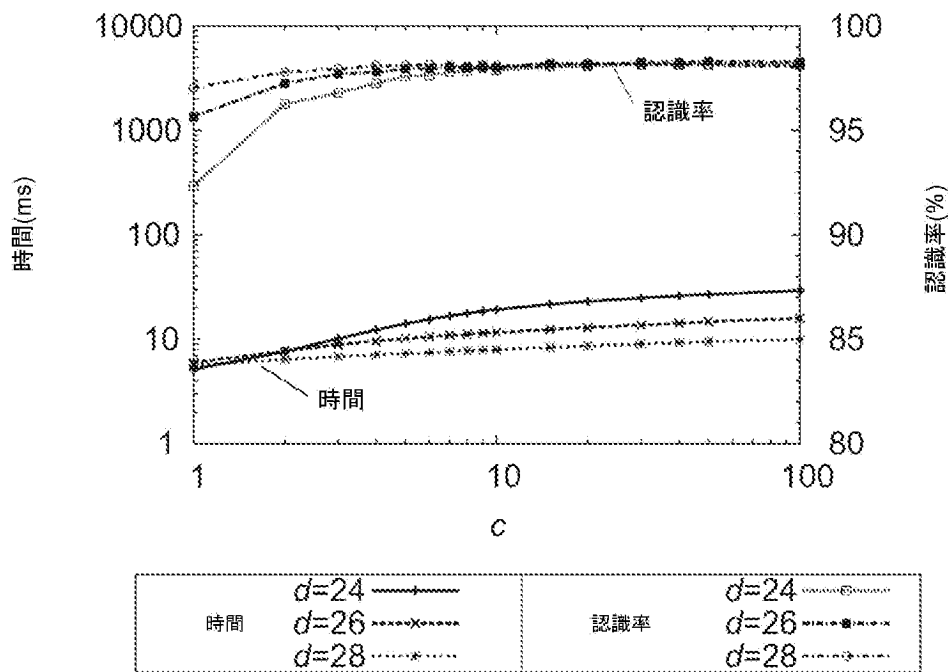
[図6]



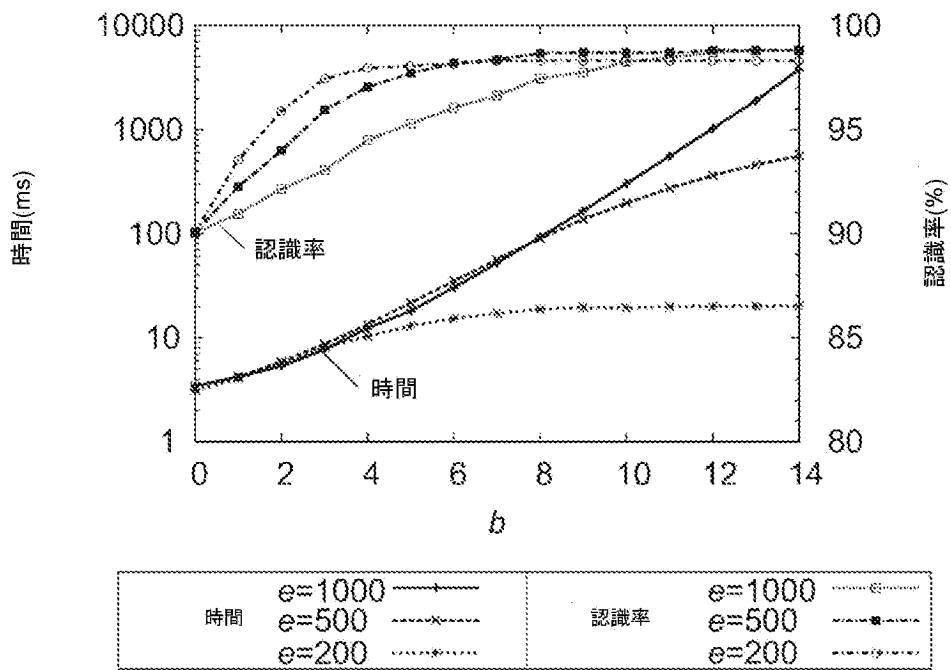
[図7]



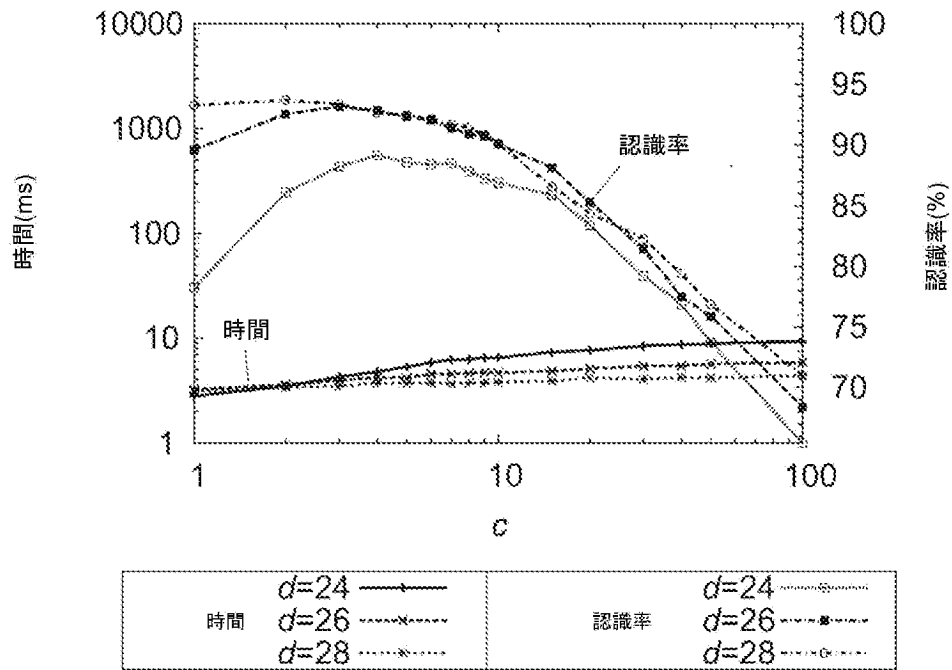
[図8]



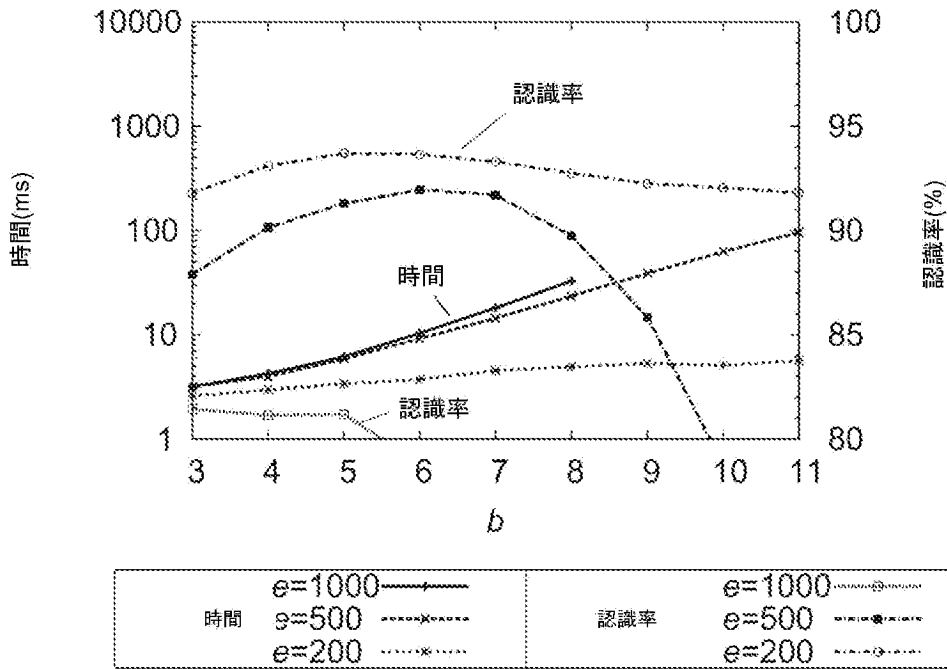
[図9]



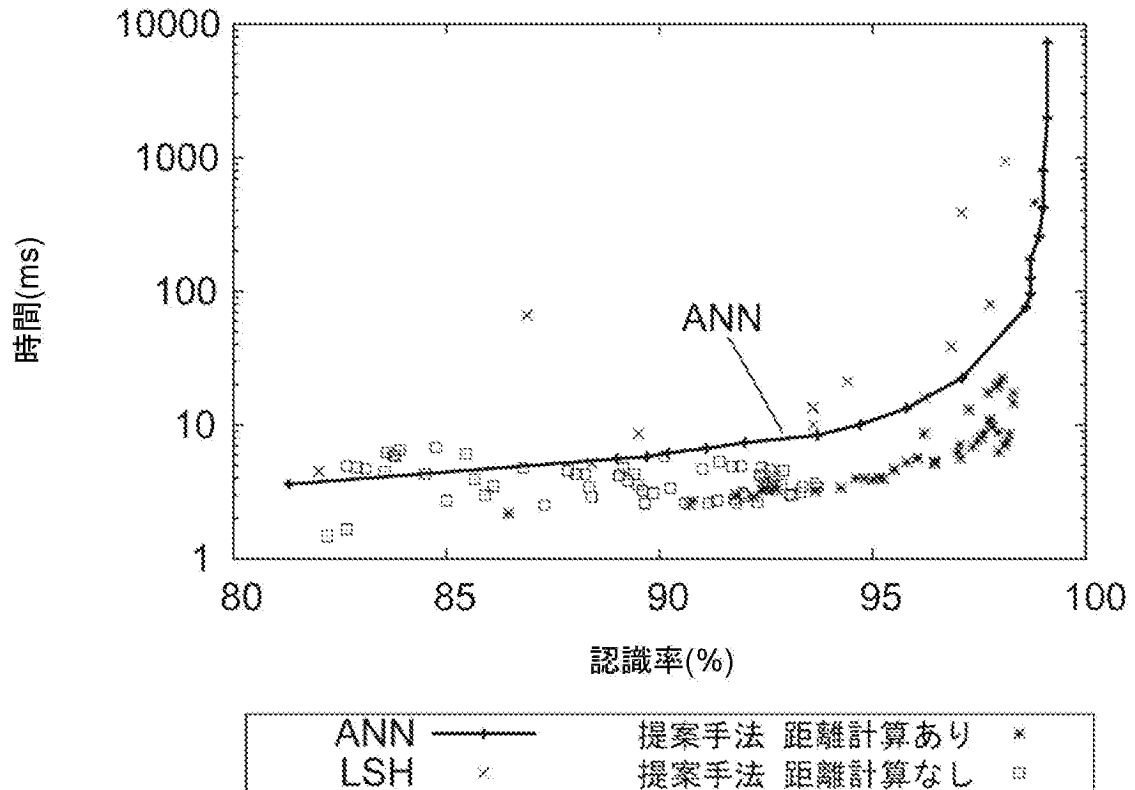
[図10]



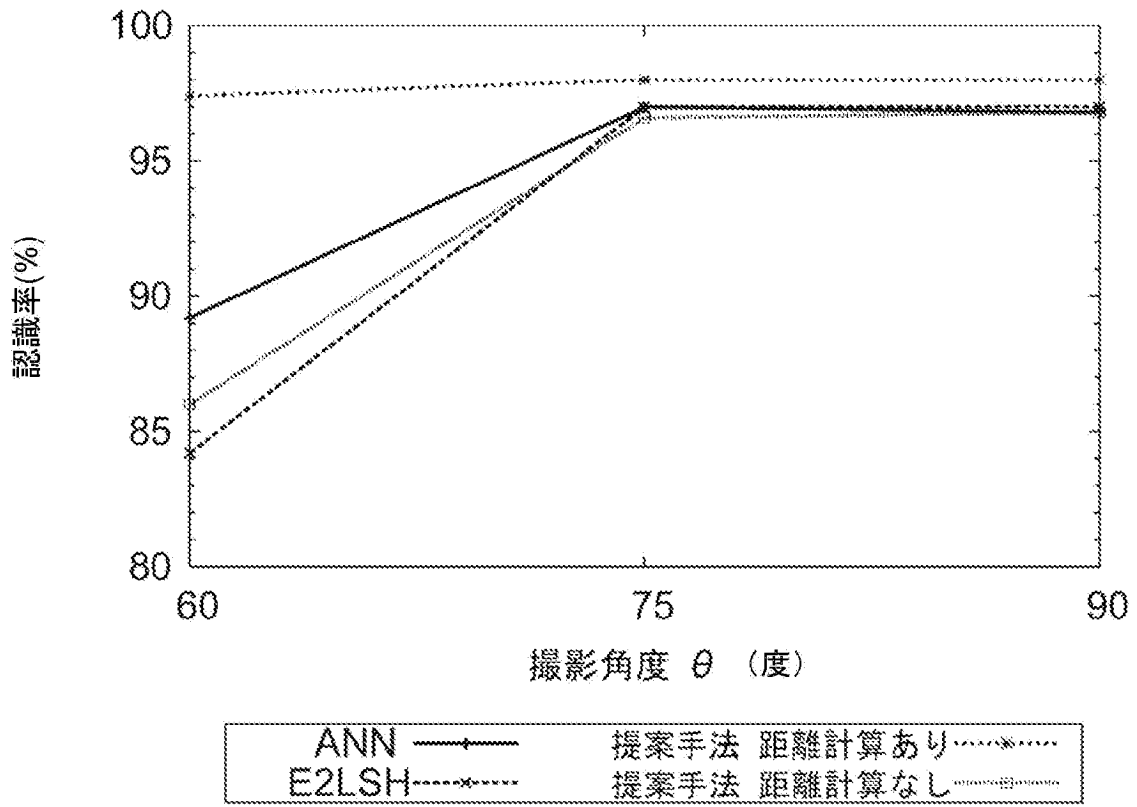
[図11]



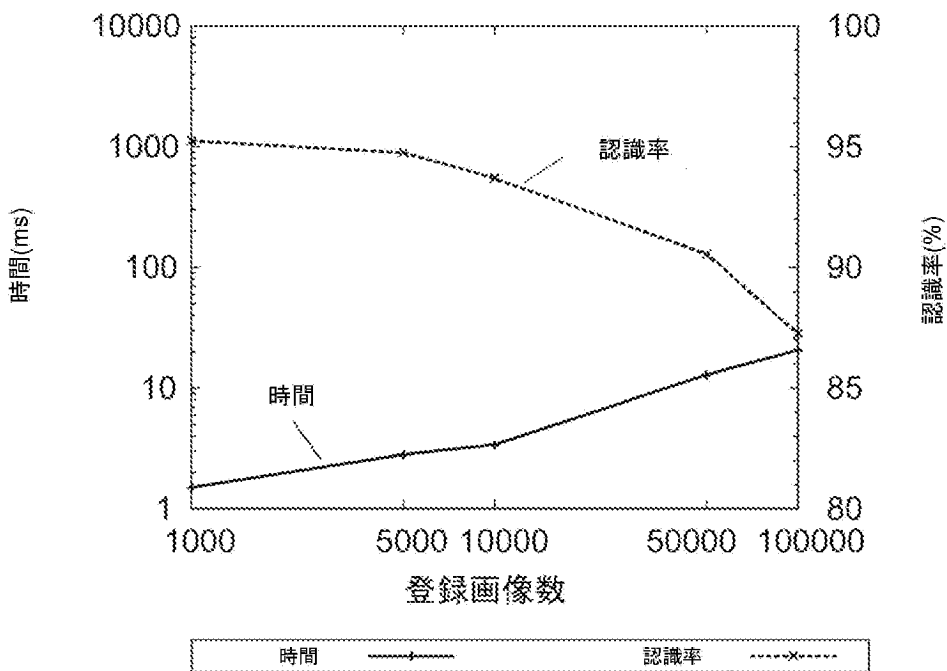
[図12]



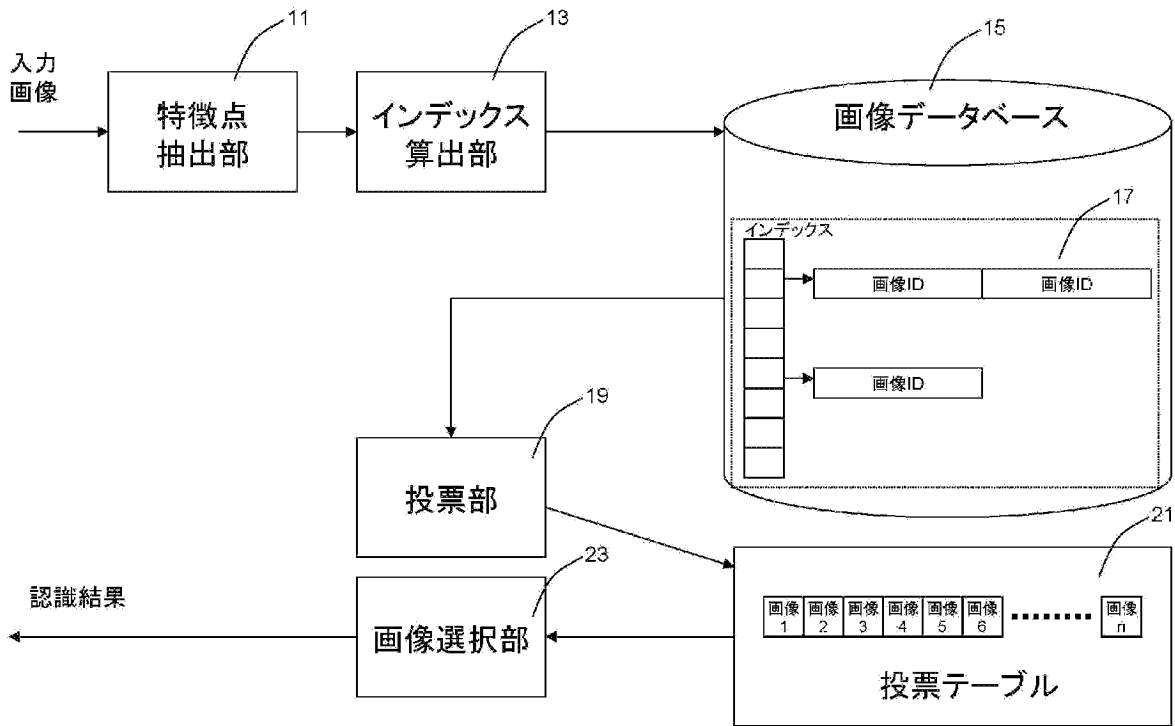
[図13]



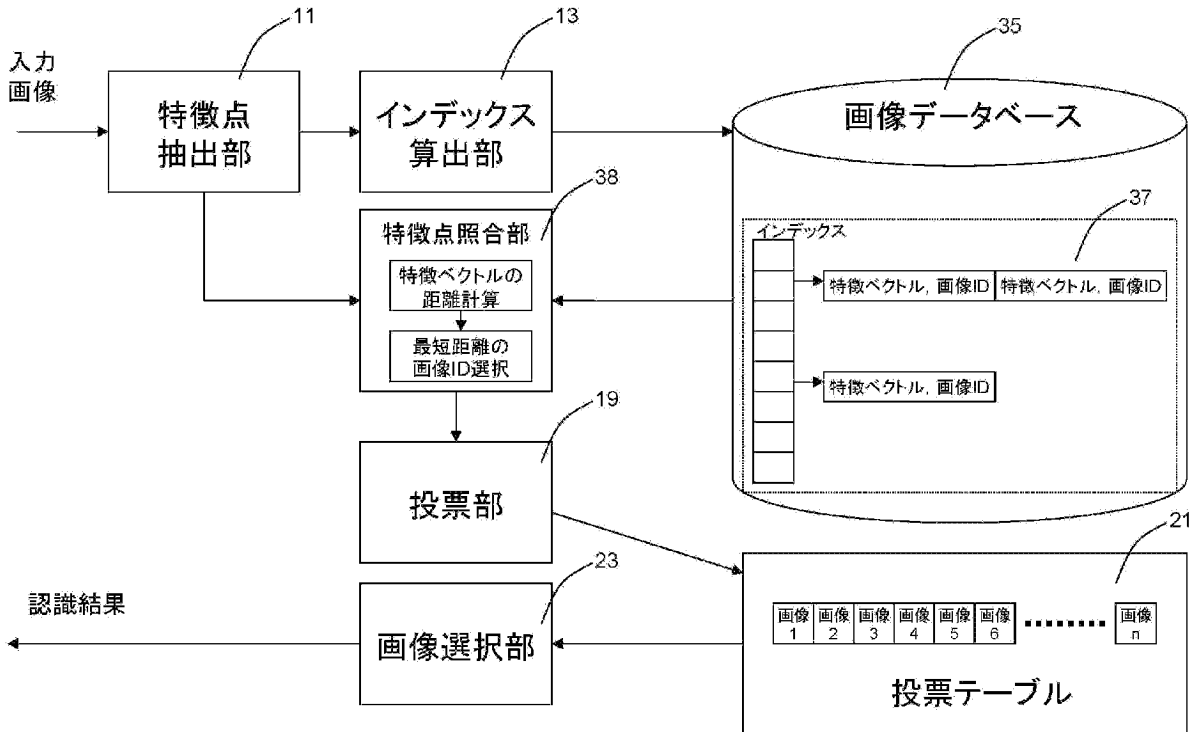
[図14]



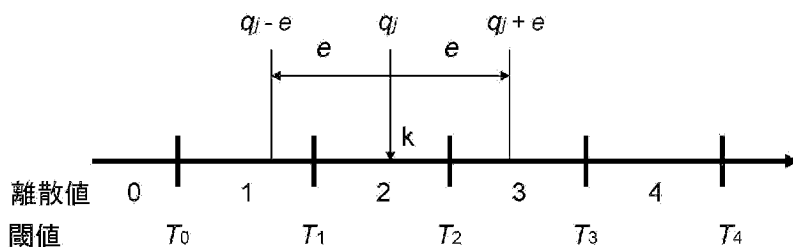
[図15]



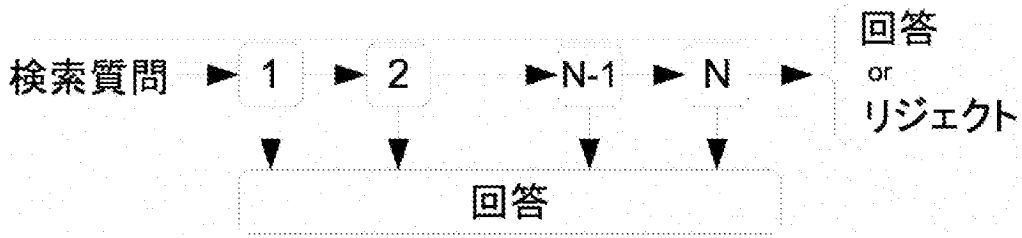
[図16]



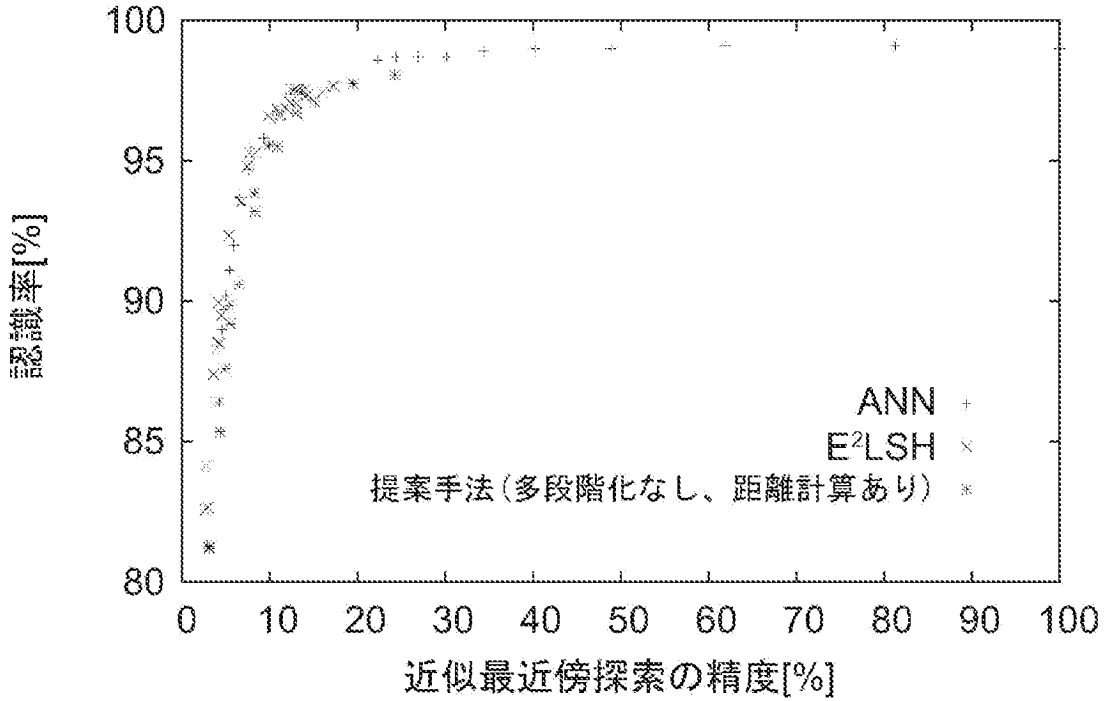
[図17]



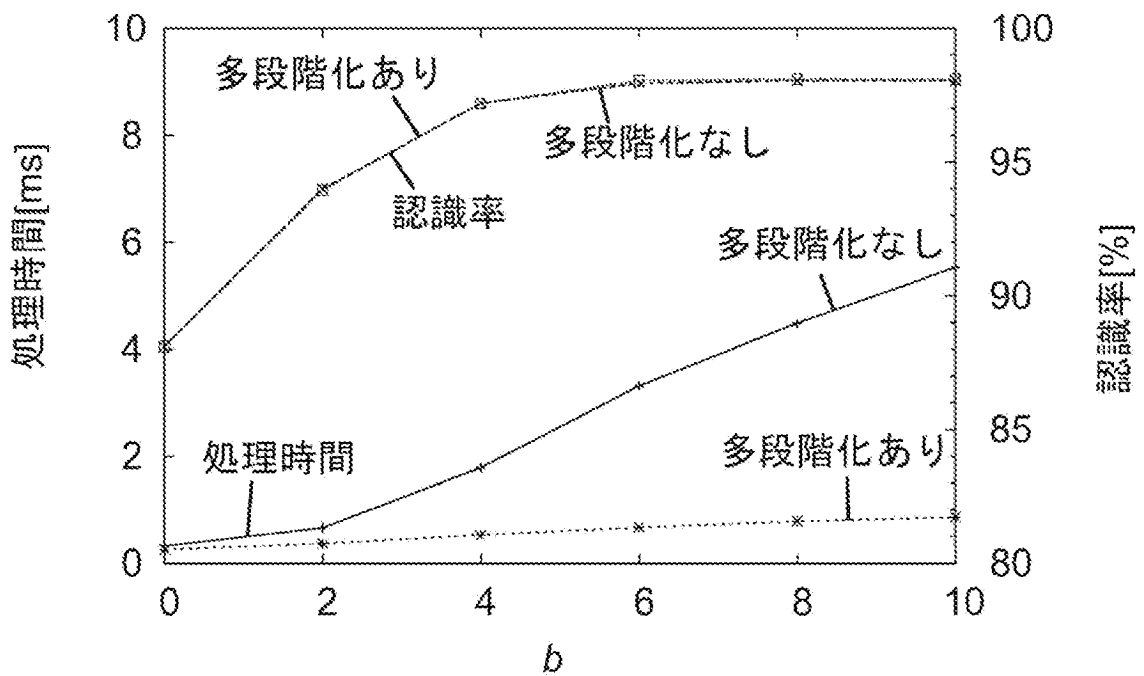
[図18]



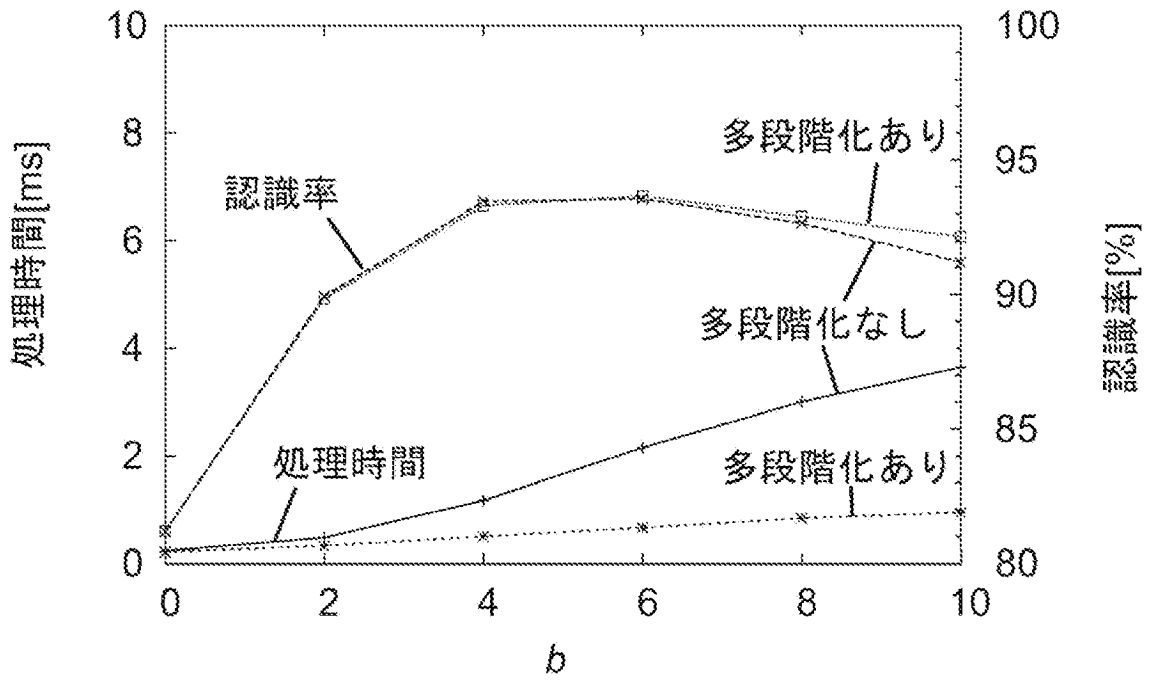
[図19]



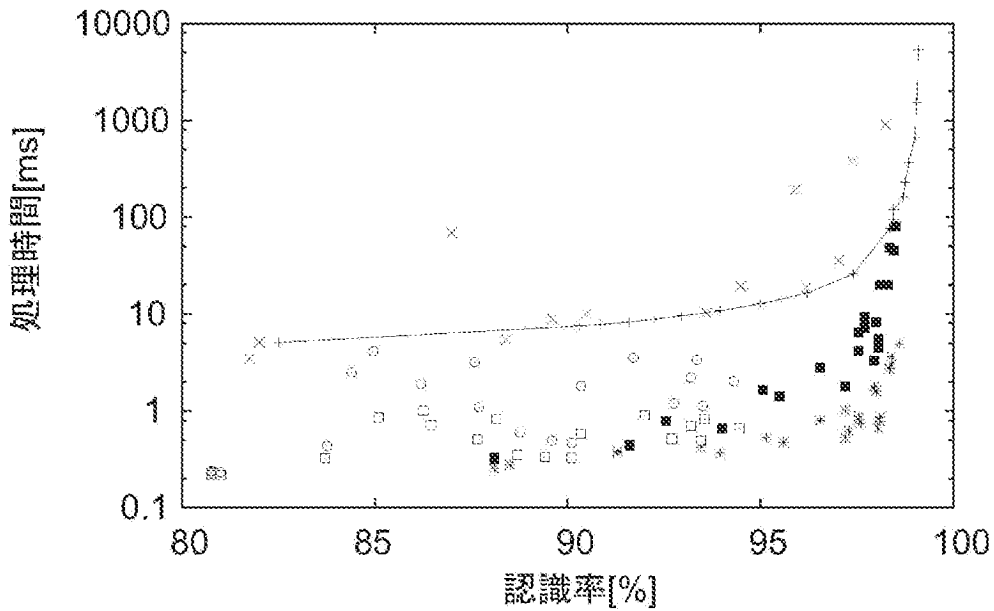
[図20]



[図21]



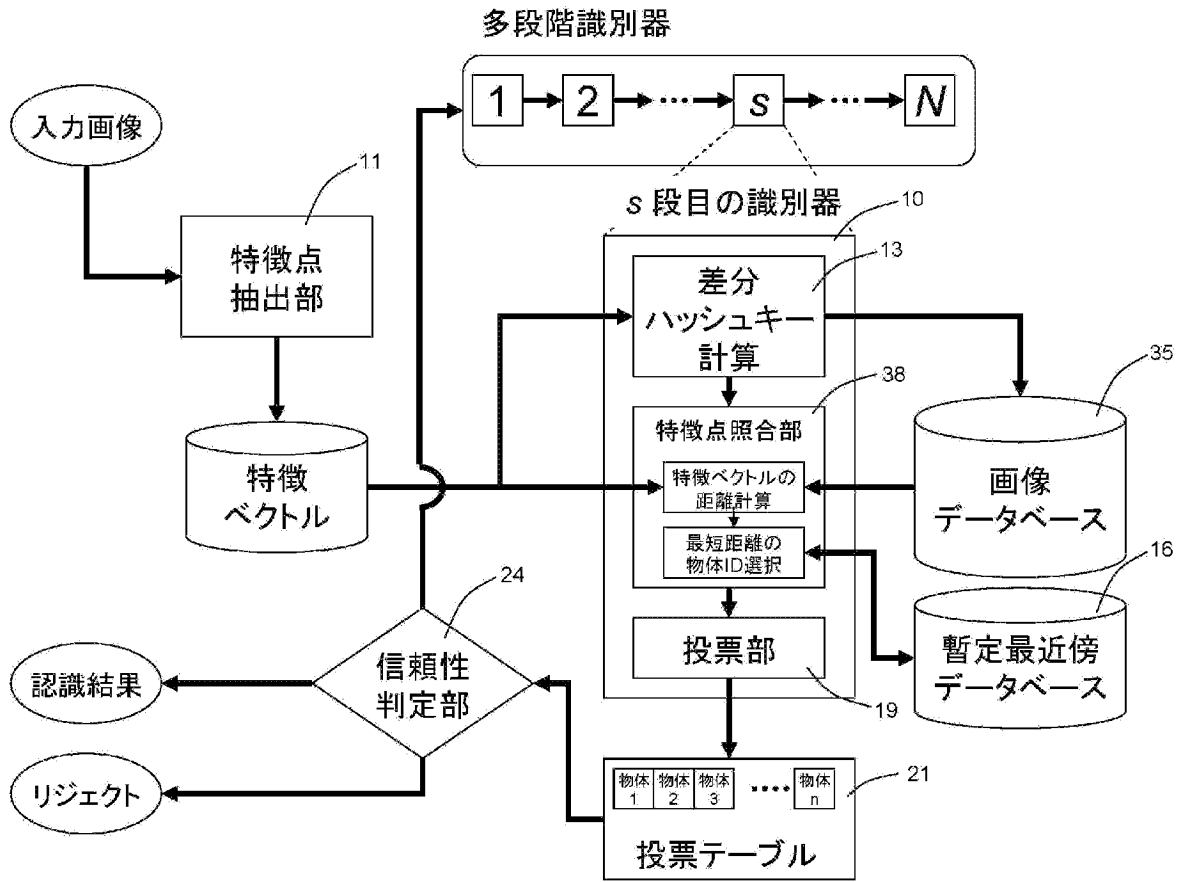
[図22]



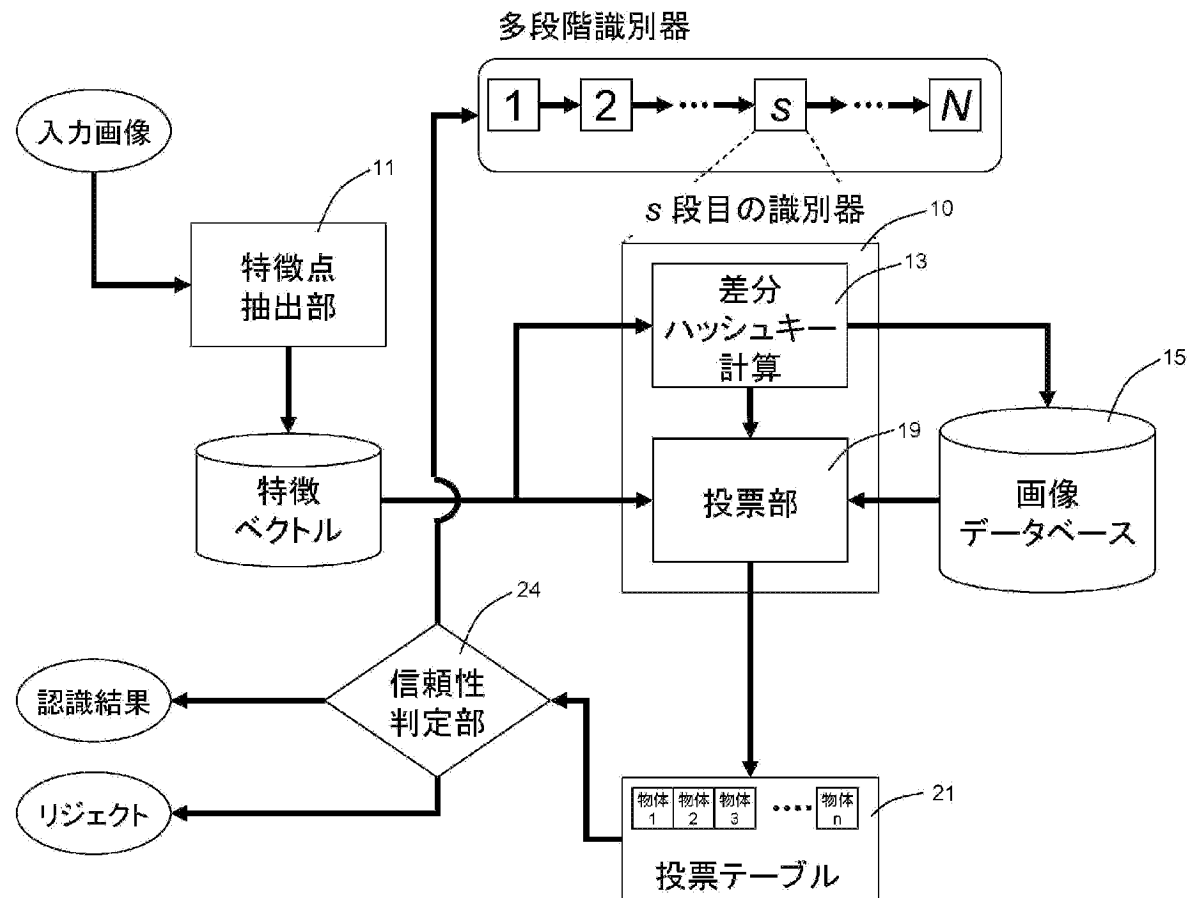
多段階化なし	
ANN (従来手法)	-----
E ² LSH (従来手法)	x
提案手法	距離計算あり
手法	距離計算なし

多段階化あり		
提案手法	距離計算あり	*
手法	距離計算なし	o

[図23]



[図24]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2007/065086

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06T7/00 (2006.01) i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06T7/00

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Jitsuyo Shinan Koho	1922-1996	Jitsuyo Shinan Toroku Koho	1996-2007
Kokai Jitsuyo Shinan Koho	1971-2007	Toroku Jitsuyo Shinan Koho	1994-2007

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

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	JP 6-168277 A (Canon Inc.), 14 June, 1994 (14.06.94), Full text; all drawings (Family: none)	1-4, 6-14
Y	JP 4-84277 A (NEC Corp.), 17 March, 1992 (17.03.92), Page 5, upper left column, line 5 to page 6, upper left column, line 17 (Family: none)	1-4, 6-14
Y	JP 60-142788 A (Hitachi, Ltd.), 27 July, 1985 (27.07.85), Full text; all drawings & US 4658429 A	3, 4, 13

Further documents are listed in the continuation of Box C. See patent family annex.

* Special categories of cited documents:	"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
"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance	"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
"E" earlier application or patent but published on or after the international filing date	"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
"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)	"&" document member of the same patent family
"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	

Date of the actual completion of the international search
22 August, 2007 (22.08.07)

Date of mailing of the international search report
04 September, 2007 (04.09.07)

Name and mailing address of the ISA/
Japanese Patent Office

Authorized officer

Facsimile No.

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2007/065086

C (Continuation). DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	JP 5-233881 A (Fujitsu Ltd.), 10 September, 1993 (10.09.93), Par. Nos. [0040] to [0041] (Family: none)	4
Y	JP 2003-242509 A (Toshiba Corp.), 29 August, 2003 (29.08.03), Par. Nos. [0168] to [0169] & US 2003/128876 A1	6-8
Y	JP 2004-133629 A (Ricoh Co., Ltd.), 30 April, 2004 (30.04.04), Par. Nos. [0002] to [0003] & US 2004/128656 A1	9
Y	JP 63-132381 A (Hitachi, Ltd.), 04 June, 1988 (04.06.88), Page 2, upper left column, lines 16 to 20 (Family: none)	10
A	JP 2000-285190 A (Toshiba Corp.), 13 October, 2000 (13.10.00), Full text; all drawings (Family: none)	1-14

A. 発明の属する分野の分類 (国際特許分類 (IPC)) Int.Cl. G06T7/00(2006.01)i			
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)) Int.Cl. G06T7/00			
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 1971-2007年 日本国実用新案登録公報 1996-2007年 日本国登録実用新案公報 1994-2007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 請求の範囲の番号	
Y	JP 6-168277 A (キヤノン株式会社) 1994.06.14, 全文, 全図 (ファミリーなし)	1-4, 6-14	
Y	JP 4-84277 A (日本電気株式会社) 1992.03.17, 第5頁左上欄第5行目乃至第6頁左上欄第17行目(ファミリーなし)	1-4, 6-14	
Y	JP 60-142788 A (株式会社日立製作所) 1985.07.27, 全文, 全図 & US 4658429 A	3, 4, 13	
<input checked="" type="checkbox"/> C欄の続きにも文献が列挙されている。		<input 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矛盾するものではなく、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 22.08.2007		国際調査報告の発送日 04.09.2007	
国際調査機関の名称及びあて先 日本国特許庁 (ISA/J P) 郵便番号100-8915 東京都千代田区霞が関三丁目4番3号		特許庁審査官 (権限のある職員) 松尾 俊介	5H 9749
		電話番号 03-3581-1101	内線 3531

C (続き) . 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 請求の範囲の番号
Y	JP 5-233881 A (富士通株式会社) 1993. 09. 10, 段落【0040】乃至【0041】 (ファミリーなし)	4
Y	JP 2003-242509 A (株式会社東芝) 2003. 08. 29, 段落【0168】乃至【0169】 & US 2003/128876 A1	6-8
Y	JP 2004-133629 A (株式会社リコー) 2004. 04. 30, 段落【0002】乃至【0003】 & US 2004/128656 A1	9
Y	JP 63-132381 A (株式会社日立製作所) 1988. 06. 04, 第2頁左上欄第16行目乃至第20行目 (ファミリーなし)	10
A	JP 2000-285190 A (株式会社東芝) 2000. 10. 13, 全文, 全図 (ファミリーなし)	1-14