

(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



(10) 国際公開番号

WO 2010/109645 A1

PCT

(43) 国際公開日
2010年9月30日(30.09.2010)

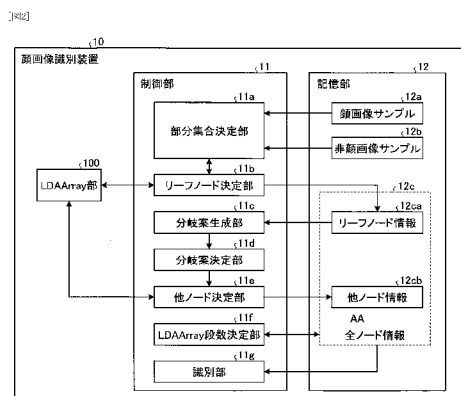
- (51) 国際特許分類:
G06T 7/00 (2006.01)
- (21) 国際出願番号: PCT/JP2009/056230
- (22) 国際出願日: 2009年3月27日(27.03.2009)
- (25) 国際出願の言語: 日本語
- (26) 国際公開の言語: 日本語
- (71) 出願人(米国を除く全ての指定国について): グローリー株式会社(GLOORY LTD.) [JP/JP]; 〒6708567 兵庫県姫路市下手野一丁目3番1号 Hyogo (JP).
- (72) 発明者; および
- (75) 発明者/出願人(米国についてのみ): 米澤 亨(YONEZAWA, Toru) [JP/JP]; 〒6708567 兵庫県姫路市下手野一丁目3番1号 グローリー株式会社内 Hyogo (JP).
- (74) 代理人: 中辻 史郎(NAKATSUJI, Shiro); 〒1006020 東京都千代田区霞が関三丁目2番5号 霞が関ビルディング 酒井国際特許事務所 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, 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, ST, 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, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, SE, SI, SK, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, ML, MR, NE, SN, TD, TG).

[続葉有]

(54) Title: SUBJECT IDENTIFYING METHOD, SUBJECT IDENTIFYING PROGRAM, AND SUBJECT IDENTIFYING DEVICE

(54) 発明の名称: 被写体識別方法、被写体識別プログラムおよび被写体識別装置



10 FACE IMAGE IDENTIFYING DEVICE
100 LDA ARRAY UNIT
11 CONTROL UNIT
11a SUBSET DETERMINING SECTION
11b LEAF NODE DETERMINING SECTION
11c BRANCH PLAN MAKING SECTION
11d BRANCH PLAN DETERMINING SECTION
11e ANOTHER NODE DETERMINING SECTION
11f LDA ARRAY NUMBER-OF-STAGES DETERMINING SECTION
11g IDENTIFYING SECTION
12 STORAGE UNIT
12a FACE IMAGE SAMPLE
12b NON-FACE IMAGE SAMPLE
12c INFORMATION RELATING TO LEAF NODE
12d INFORMATION RELATING TO ANOTHER NODE
AA INFORMATION RELATING TO ALL NODES

(57) Abstract: A subset determining section selects a pre-determined number of feature values used for separating subject image samples and non-subject image samples in order of degree of separation of the samples, the subject image sample most separated from the non-subject image samples as the most-separated sample with respect to the selected feature values, extracts a subset including the selected most-separated sample from the subject image samples, and derives a discriminator corresponding to the subset by learning by the LDA array method. A leaf node determining section determines a subset by expanding the subset by using the discriminator, removes the determined subset from the subject image samples, and determines a combination of the subset determined by repeating the feature value selection, the most-separated sample selection, and the subset determination and a discriminator corresponding to the subset to serve as a leaf node. A face image identifying device is constructed to realize the above constitution.

(57) 要約: 部分集合決定部が、被写体画像サンプルと非被写体画像サンプルとの分離に用いる複数の特徴量を両サンプルの分離度が高いほうから所定数だけ選択し、選択された特徴量について、非被写体画像サンプルと最も分離している被写体画像サンプルを最分離サンプルとして選択し、選択された最分離サンプルと

プルを含んだ部分集合を被写体画像サンプルから抽出するとともにこの部分集合に対応する判別器をLDA Array法による学習によって導出し、リーフノード決定部が、この判別器に基づいて部分集合を拡張していくことで部分集合を決定し、決定された部分集合を被写体画像サンプルから除去したうえで、特徴量選択、最分離サンプル選択および部分集合決定を繰り返すことで得られた部分集合およびこの部分集合に対応する判別器の組をリーフノードとしてそれぞれ決定するように顔画像識別装置を構成する。

WO 2010/109645 A1



添付公開書類:

— 国際調査報告 (条約第 21 条(3))

明 細 書

被写体識別方法、被写体識別プログラムおよび被写体識別装置 技術分野

[0001] 本発明は、木構造の各ノードにそれぞれ配置された判別器を用い、木構造の頂点であるルートノードから末端のリーフノードへ向かって判別器を適用していくことで被写体画像と非被写体画像とを識別する被写体識別方法、被写体識別プログラムおよび被写体識別装置に関し、特に、被写体を複数のカテゴリに分類しつつ識別する場合に、被写体の識別精度を向上しつつ、識別処理に要する時間を短縮することができる被写体識別方法、被写体識別プログラムおよび被写体識別装置に関する。

背景技術

[0002] 従来から、監視カメラや認証用カメラによって撮像された画像に人の顔が含まれているか否かを自動的に識別する顔画像識別手法が知られている。そして、かかる顔画像識別手法には、部分空間法などの技術が一般的に用いられている。

[0003] たとえば、Integral Image法を用いた顔画像識別手法としては、画像中に複数の矩形領域を設定したうえで、各矩形領域に含まれるすべての画素の特徴量を合算することで得られる合算値に基づいて顔画像を検出する技術がある(特許文献1、特許文献2および非特許文献1参照)。

[0004] そして、これらの技術を用いて複数の向きの顔を識別するためには、顔の角度を所定角度の範囲ごと(たとえば、30度ごと)に区切り、区切られた範囲にそれぞれ対応するテンプレート(判別器)をあらかじめ作成しておくことが一般的である。

[0005] また、作成したテンプレートをあらかじめ木構造に分類し、木構造の頂点であるルートノードから、木構造の末端であるリーフノードまでをたどることで、入力された顔画像がどのテンプレートに該当するかを判定する必要がある。

[0006] 特許文献1:特開2007-34723号公報

特許文献2:特開2007-109229号公報

非特許文献1:Paul Viola, Michael Jones, "Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features", In Proceedings of IEEE Computer Soc

ity Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Volume 1, p.511-518, December 2001

発明の開示

発明が解決しようとする課題

- [0007] しかしながら、いわゆる決めうちで、所定角度の範囲ごとのテンプレートをあらかじめ作成しておく手法では、顔の角度の区切り方によって被写体識別の識別性能が大きく左右されるという問題がある。また、顔の角度をどのように区切るかは、実験データなどの経験値に基づいて決定されており、顔の角度をどのように区切ると、よりよい識別性能を得られるかは判明していない。
- [0008] また、複数の顔の向きにそれぞれ対応するテンプレートを木構造に分類する際にも、木構造の段数や、分岐の仕方については、経験値に基づいて決定されており、各テンプレートをどのように配置すれば、よりよい識別性能が得られるかは判明していない。
- [0009] そして、顔の角度をどのように区切るかによってテンプレート数は増減し、テンプレートをどのような分岐の木構造に分類するかによって識別時に経由するテンプレートの組合せも変化することから、被写体識別に要する処理時間は変動する。このため、識別性能は十分であるが処理時間がかかりすぎたり、処理時間は十分に短いが識別性能が不十分であったりという問題もあった。
- [0010] さらに、Integral Image法を用いた顔画像識別手法によって顔画像を検出する場合、顔画像検出処理に要する処理時間を短縮するためには、特徴量合算値の算出対象となる矩形領域の面積を比較的大きく設定する必要がある。しかし、矩形領域の面積を大きくすると、直射日光が顔に当たっている画像などでは、直射日光の影響で特徴量合算値が大きく変動し、顔画像の検出精度が低下してしまう。また、部分空間法を用いて顔画像を検出する場合、部分空間法は演算量が多いので、顔画像検出処理に要する処理時間がかさんでしまう。
- [0011] これらのことから、正面顔や斜め顔といった複数の顔の向きについて、顔画像の識別精度を向上しつつ、識別処理に要する処理時間を短縮することができる顔画像識別方法、顔画像識別プログラムあるいは顔画像識別装置をいかにして実現するかが

大きな課題となっている。

[0012] また、かかる課題は、顔画像を顔の向きで分類しつつ識別する場合に限らず、顔の特徴を男性、女性、人種のようなカテゴリに分類しつつ識別する場合についても同様に発生する課題である。そして、かかる課題は、顔画像を識別対象とする場合にのみ発生する課題ではなく、特定の被写体を識別対象とする場合についても同様に発生する課題である。

[0013] 本発明は、上述した従来技術の課題を解決するためになされたものであり、被写体を複数のカテゴリに分類しつつ識別する場合に、被写体の識別精度を向上しつつ、識別処理に要する時間を短縮することができる被写体識別方法、被写体識別プログラムおよび被写体識別装置を提供することを目的とする。

課題を解決するための手段

[0014] 上述した課題を解決し、目的を達成するために、本発明は、木構造の各ノードにそれぞれ配置された判別器を用い、前記木構造の頂点であるルートノードから末端のリーフノードへ向かって前記判別器を適用していくことで被写体画像と非被写体画像とを識別する被写体識別方法であって、被写体画像サンプルと非被写体画像サンプルとの分離に用いる複数の特徴量を両サンプルの分離度が高いほうから所定数だけ選択する特徴量選択工程と、前記特徴量選択工程によって選択された前記特徴量について、前記非被写体画像サンプルと最も分離している前記被写体画像サンプルを最分離サンプルとして選択する最分離サンプル選択工程と、前記最分離サンプル選択工程によって選択された前記最分離サンプルを含んだ部分集合を前記被写体画像サンプルから抽出するとともに前記部分集合に対応する前記判別器をLDAArray法による学習によって導出し、当該判別器に基づいて前記部分集合を拡張していくことで前記部分集合を決定する部分集合決定工程と、前記部分集合決定工程によって決定された前記部分集合を前記被写体画像サンプルから除去したうえで、前記特徴量選択工程、前記最分離サンプル選択工程および前記部分集合決定工程を繰り返すことで得られた前記部分集合および当該部分集合に対応する前記判別器の組を前記リーフノードとしてそれぞれ決定するリーフノード決定工程とを含んだことを特徴とする。

- [0015] また、本発明は、上記の発明において、前記部分集合決定工程は、前記最分離サンプルを含んだ前記部分集合を前記被写体画像サンプルから最初に抽出する場合に、当該最分離サンプルからの距離が短いほうから所定数の前記被写体画像サンプルを当該部分集合に含めて抽出することを特徴とする。
- [0016] また、本発明は、上記の発明において、前記部分集合決定工程は、前記部分集合の変動数が所定の閾値未満となった場合に、前記部分集合の拡張を停止することを特徴とする。
- [0017] また、本発明は、上記の発明において、前記リーフノード決定工程によって前記リーフノードとしてそれぞれ決定された前記部分集合からなる母集合を所定個数の前記部分集合を含んだノード候補の集合としてあらわした分岐案について、前記分岐案による前記非被写体画像サンプルのアクセプト率を示す評価値を前記分岐案ごとにそれぞれ算出する評価値算出工程と、前記評価値算出工程によって算出された前記評価値が最小となる前記分岐案に含まれる前記ノード候補のそれぞれを前記ルートノード直下のノードとして決定するとともに、前記ノード候補に複数の前記部分集合が含まれる場合には、当該ノード候補に含まれる前記部分集合の個数が1となるまで前記ノードの決定を繰り返すことで、全てのノードを決定する全ノード決定工程とをさらに含んだことを特徴とする。
- [0018] また、本発明は、上記の発明において、前記評価値算出工程は、前記リーフノード決定工程によって前記リーフノードとしてそれぞれ決定された前記部分集合および当該部分集合に対応する前記判別器について、いずれか1つの前記判別器に対していずれか1つの前記部分集合の入力を仮定したすべての組合せごとに前記非被写体画像サンプルのアクセプト率をそれぞれ算出し、該アクセプト率に基づいて前記分岐案についての前記評価値を算出することを特徴とする。
- [0019] また、本発明は、上記の発明において、前記評価値算出工程は、前記分岐案に含まれるすべての前記ノード候補ごとに、当該ノード候補に含まれるすべての前記部分集合について最大の前記アクセプト率を当該ノード候補の代表アクセプト率としたうえで、前記分岐案に含まれる前記ノード候補の前記代表アクセプト率に基づいて前記分岐案についての前記評価値を算出することを特徴とする。

- [0020] また、本発明は、上記の発明において、前記全ノード決定工程は、前記ノードとして決定された前記ノード候補に複数の前記部分集合が含まれる場合には、前記非被写体画像サンプルおよび当該ノード候補に含まれるすべての前記部分集合を入力としたLDAArray法による学習によって当該ノード候補に対応する前記判別器を導出することを特徴とする。
- [0021] また、本発明は、上記の発明において、前記判別器が前記非被写体画像サンプルを演算する段数が最小となるように当該判別器における前記LDAArray段数を決定するLDAArray段数決定工程をさらに含んだことを特徴とする。
- [0022] また、本発明は、上記の発明において、前記LDAArray段数決定工程は、前記判別器に対応する前記ノードが配下ノードを有する場合には、当該ノードにおける前記LDAArray段数およびすべての前記配下ノードにおける前記LDAArray段数との総和である総LDAArray段数が最小となるように前記LDAArray段数を決定することを特徴とする。
- [0023] また、本発明は、木構造の各ノードにそれぞれ配置された判別器を用い、前記木構造の頂点であるルートノードから末端のリーフノードへ向かって前記判別器を適用していくことで被写体画像と非被写体画像とを識別する被写体識別プログラムであって、被写体画像サンプルと非被写体画像サンプルとの分離に用いる複数の特徴量を両サンプルの分離度が高いほうから所定数だけ選択する特徴量選択手順と、前記特徴量選択手順によって選択された前記特徴量について、前記非被写体画像サンプルと最も分離している前記被写体画像サンプルを最分離サンプルとして選択する最分離サンプル選択手順と、前記最分離サンプル選択手順によって選択された前記最分離サンプルを含んだ部分集合を前記被写体画像サンプルから抽出するとともに前記部分集合に対応する前記判別器をLDAArray法による学習によって導出し、当該判別器に基づいて前記部分集合を拡張していくことで前記部分集合を決定する部分集合決定手順と、前記部分集合決定手順によって決定された前記部分集合を前記被写体画像サンプルから除去したうえで、前記特徴量選択手順、前記最分離サンプル選択手順および前記部分集合決定手順を繰り返すことで得られた前記部分集合および当該部分集合に対応する前記判別器の組を前記リーフノードとしてそ

れぞれ決定するリーフノード決定手順とをコンピュータに実行させることを特徴とする。

[0024] また、本発明は、木構造の各ノードにそれぞれ配置された判別器を用い、前記木構造の頂点であるルートノードから末端のリーフノードへ向かって前記判別器を適用していくことで被写体画像と非被写体画像とを識別する被写体識別装置であって、被写体画像サンプルと非被写体画像サンプルとの分離に用いる複数の特徴量を両サンプルの分離度が高いほうから所定数だけ選択する特徴量選択手段と、前記特徴量選択手段によって選択された前記特徴量について、前記非被写体画像サンプルと最も分離している前記被写体画像サンプルを最分離サンプルとして選択する最分離サンプル選択手段と、前記最分離サンプル選択手段によって選択された前記最分離サンプルを含んだ部分集合を前記被写体画像サンプルから抽出するとともに前記部分集合に対応する前記判別器をLDAArray法による学習によって導出し、当該判別器に基づいて前記部分集合を拡張していくことで前記部分集合を決定する部分集合決定手段と、前記部分集合決定手段によって決定された前記部分集合を前記被写体画像サンプルから除去したうえで、前記特徴量選択手段、前記最分離サンプル選択手段および前記部分集合決定手段を繰り返すことで得られた前記部分集合および当該部分集合に対応する前記判別器の組を前記リーフノードとしてそれぞれ決定するリーフノード決定手段とを備えたことを特徴とする。

発明の効果

[0025] 本発明によれば、被写体画像サンプルと非被写体画像サンプルとの分離に用いる複数の特徴量を両サンプルの分離度が高いほうから所定数だけ選択し、選択された特徴量について、非被写体画像サンプルと最も分離している被写体画像サンプルを最分離サンプルとして選択し、選択された最分離サンプルを含んだ部分集合を被写体画像サンプルから抽出するとともにこの部分集合に対応する判別器をLDAArray法による学習によって導出し、この判別器に基づいて部分集合を拡張していくことで部分集合を決定し、決定された部分集合を被写体画像サンプルから除去したうえで、特徴量選択、最分離サンプル選択および部分集合決定を繰り返すことで得られた部分集合およびこの部分集合に対応する判別器の組をリーフノードとしてそれぞれ

決定することとしたので、学習によって識別用木構造を動的に生成するので、被写体の識別精度を向上しつつ、識別処理に要する時間を短縮することができるという効果を奏する。

[0026] また、本発明によれば、最分離サンプルを含んだ部分集合を被写体画像サンプルから最初に抽出する場合に、最分離サンプルからの距離が短いほうから所定数の被写体画像サンプルを部分集合に含めて抽出することとしたので、部分集合の初期メンバを簡便な処理で決定することができるという効果を奏する。

[0027] また、本発明によれば、部分集合の変動数が所定の閾値未満となった場合に、部分集合の拡張を停止することとしたので、部分集合のメンバ数の変動収束を検出することで、部分集合の拡張停止を適切なタイミングで行うことができるという効果を奏する。

[0028] また、本発明によれば、リーフノードとしてそれぞれ決定された部分集合からなる母集合を所定個数の部分集合を含んだノード候補の集合としてあらわした分岐案について、分岐案による非被写体画像サンプルのアクセプト率を示す評価値を分岐案ごとにそれぞれ算出し、算出された評価値が最小となる分岐案に含まれるノード候補のそれぞれをルートノード直下のノードとして決定するとともに、ノード候補に複数の部分集合が含まれる場合には、このノード候補に含まれる部分集合の個数が1となるまでノードの決定を繰り返すことで、全てのノードを決定することとしたので、識別用木構造の全ノードを動的に決定することができるという効果を奏する。

[0029] また、本発明によれば、リーフノードとしてそれぞれ決定された部分集合およびこの部分集合に対応する判別器について、いずれか1つの判別器に対していずれか1つの部分集合の入力を仮定したすべての組合せごとに非被写体画像サンプルのアクセプト率をそれぞれ算出し、算出したアクセプト率に基づいて分岐案についての評価値を算出することとしたので、各分岐案の精度および処理量を加味した評価値を用いることで、適切な分岐案を選択することができるという効果を奏する。

[0030] また、本発明によれば、分岐案に含まれるすべてのノード候補ごとに、ノード候補に含まれるすべての部分集合について最大のアクセプト率をこのノード候補の代表アクセプト率としたうえで、分岐案に含まれるノード候補の代表アクセプト率に基づいて分

岐案についての評価値を算出することとしたので、ノード候補ごとの代表アクセプト率に基づいて分岐案の評価値を算出することで、適切な分岐案を選択することができるという効果を奏する。

[0031] また、本発明によれば、ノードとして決定されたノード候補に複数の部分集合が含まれる場合には、非被写体画像サンプルおよびこのノード候補に含まれるすべての部分集合を入力としたLDAArray法による学習によってこのノード候補に対応する判別器を導出することとしたので、リーフノード以外の全ノードについて適切な判別器を導出することができるという効果を奏する。

[0032] また、本発明によれば、判別器が非被写体画像サンプルを演算する段数が最小となるようにこの判別器におけるLDAArray段数を決定することとしたので、各判別器の処理量を抑制することによって、識別処理全体としての処理時間を低減することができるという効果を奏する。

[0033] また、本発明によれば、判別器に対応するノードが配下ノードを有する場合には、このノードにおけるLDAArray段数およびすべての配下ノードにおけるLDAArray段数との総和である総LDAArray段数が最小となるようにLDAArray段数を決定することとしたので、各ノードに対応する判別器の処理量を適切に見積もることで、適切なLDAArray段数を決定することができるという効果を奏する。

図面の簡単な説明

[0034] [図1]図1は、本発明に係る被写体識別手法の概要を示す図である。

[図2]図2は、本実施例に係る顔画像識別装置の構成を示すブロック図である。

[図3]図3は、部分集合決定処理の概要を示す図である。

[図4]図4は、リーフノード情報の例を示す図である。

[図5]図5は、分岐案の例を示す図である。

[図6]図6は、部分集合と判別器との組合せおよびアクセプト率を示す図である。

[図7]図7は、全ノード情報の例を示す図である。

[図8]図8は、LDAArray段数決定処理の概要を示す図である。

[図9]図9は、所定のLDAArray段数と全画素に対する総LDAArray段数との関係を示す図である。

[図10]図10は、顔画像検出能力を示す図である。

[図11]図11は、リーフノード決定処理の処理手順を示すフローチャートである。

[図12]図12は、全ノード決定処理の処理手順を示すフローチャートである。

[図13]図13は、LDAArray法の概要を示す図である。

[図14]図14は、LDAArray部の構成を示すブロック図である。

[図15]図15は、サンプル画像から特徴量を取得する処理を示す図である。

[図16]図16は、集約判別器候補を算出する処理を示す図である。

[図17]図17は、集約判別器候補のオフセットを算出する処理を示す図である。

[図18]図18は、集約判別器選択の一例を示す図である。

[図19]図19は、集約判別器を導出する処理を示す図である。

[図20]図20は、LDAArray部が実行する処理手順を示すフローチャートである。

[図21]図21は、集約判別器決定処理の処理手順を示すフローチャートである。

[図22]図22は、アダブースト手法の概要を示す図である。

符号の説明

- [0035] 10 顔画像識別装置
- 11 制御部
- 11a 部分集合決定部
- 11b リーフノード決定部
- 11c 分岐案生成部
- 11d 分岐案決定部
- 11e 他ノード決定部
- 11f LDAArray段数決定部
- 11g 識別部
- 12 記憶部
- 12a 顔画像サンプル
- 12b 非顔画像サンプル
- 12c 全ノード情報
- 12ca リーフノード情報

- 12cb 他ノード情報
- 100 LDAArray部
- 111 制御部
- 111a アダプースト処理部
- 111b 集約判別器導出部
- 111c 集約重み係数決定部
- 111d サンプル重み更新部
- 111e 最終判別器決定部
- 112 記憶部
- 112a 顔画像サンプル
- 112b 非顔画像サンプル
- 112c 集約判別器候補
- 112d 集約判別器
- 112e 集約重み係数

発明を実施するための最良の形態

[0036] 以下に、添付図面を参照して、本発明に係る被写体識別手法の好適な実施例を詳細に説明する。なお、以下では、本発明に係る被写体識別手法の概要について図1を用いて説明した後に、本発明に係る被写体識別手法を適用した顔画像識別装置についての実施例を説明する。また、以下では、識別対象とする被写体を、顔画像とした場合について説明することとする。

[0037] 図1は、本発明に係る被写体識別手法の概要を示す図である。なお、同図の(A)には、顔画像を顔の向きで分類しつつ識別する場合について、同図の(B)には、顔の特徴を男性、女性、人種のようなカテゴリに分類しつつ識別する場合について、それぞれ示している。

[0038] 図1の(A)に示したように、本発明に係る被写体識別手法では、木構造(ツリー構造)の末端ノードである「リーフノード」を、「LDAArray法」による学習によって決定し(同図の(A-1)参照)、決定した「リーフノード」に基づいて木構造の各分岐である「内部ノード」と、木構造の頂点である「ルートノード」とを決定していくことで(同図の(A-

2)参照)、判別用木構造を動的に生成する点に主たる特徴がある。

- [0039] ここで、「LDAArray法」とは、ブースティング学習手法として広く用いられているアダブースト(AdaBoost)手法を、改良した手法であり、所定個数の未2値化判別器をLDA(Linear Discriminant Analysis)法を用いて集約することで集約判別器を導出し、導出した集約判別器に基づいて最終判別器を導出する。なお、LDAArray法の詳細については、図13以降を用いて後述することとする。
- [0040] 従来、判別用木構造(ツリー構造)の各ノード(ルートノード、内部ノードあるいはリーフノード)に配置された判別器を用いて顔画像の識別を行う場合、どのような判別器をどのノードに配置するかは、経験に基づいた、いわゆる、決めうちで行われていた。
- [0041] すなわち、従来は、経験に基づいた決めうちによって、木構造の各ノードに配置する判別器をあらかじめ決定しており、木構造の分岐の仕方や木構造の段数についても、決めうちで決定していた。
- [0042] このため、識別対象とする顔画像のサンプル群をクラスA、排除対象とする非顔画像のサンプル群をクラスBとした場合に、従来は、排除対象であるクラスBの排除率が十分に高くないという問題があった。これは、あらかじめ決めうちで決定された木構造が、クラスAとクラスBとを分離するための最適な木構造となっていなかったため、言い換えると、木構造が、実際のクラスAおよびクラスBのサンプル分布を反映していなかったため、と考えられる。
- [0043] そこで、本発明に係る被写体識別手法では、上記したクラスA(顔画像サンプル群)およびクラスB(非顔画像サンプル群)を用いた学習によって木構造の各ノードを決定することとした。そして、かかる学習には、上記したLDAArray法を用いることで、各ノードに対応付けられる各判別器の判別精度を高めるとともに、最終的な木構造自体によるクラスBの排除率を高めることとした。
- [0044] さらに、本発明に係る被写体識別手法では、LDAArray法による学習に要する処理量を加味しつつ、各ノードに対応する判別器を導出することで、識別処理に要する処理量を削減することとした。
- [0045] 具体的には、本発明に係る被写体識別手法は、図1の(A)に示したように、まず、木構造の末端ノードとなる「リーフノード」を決定する(同図のa1、a2、a3、a4およびa

5)。ここで、各「リーフノード」には、LDAArray法による学習によってそれぞれ導出された判別器と、かかる判別器がクラスBから分離できる「クラスAの部分集合」とが対応付けられる。

[0046] そして、決定された「リーフノード」をどのように組み合わせるべきかについて、識別精度および処理量の双方を評価することで、「リーフノード」以外の「他ノード(内部ノードおよびルートノード)」を決定していく(同図のa6、a7、a8およびa9)。すなわち、木構造の段数や分岐の仕方は、あらかじめ定められておらず、「リーフノード」や「他ノード」の決定結果によってそれぞれ異なることとなる。

[0047] なお、リーフノードa1に対応付けられた「クラスAの部分集合」を「部分集合a1」、リーフノードa2に対応付けられたクラスAの部分集合を「部分集合a2」のように呼ぶこととすると、他ノードa6に対応付けられる「部分集合a6」は、「部分集合a1」と「部分集合a2」との直和となる。

[0048] ところで、図1の(A)では、顔画像を顔の向きで分類しつつ識別する場合を示したが、本発明に係る被写体識別手法は、木構造を用いた識別処理全般に適用することができる。たとえば、図1の(B)に示したように、正面顔の特徴を男性、女性、人種のようなカテゴリに分類しつつ識別する場合にも、本発明に係る被写体識別手法を適用することができる。

[0049] 具体的には、LDAArray法による学習によって、「リーフノード」を決定し(同図のb1、b2、b3、b4、b5およびb6)、これらの「リーフノード」にそれぞれ対応する判別器の組み合わせを評価することで、「他ノード」を決定する(同図のb7、b8およびb9)。なお、判別器の組合せ評価の詳細については、図5および図6を用いて後述する。

[0050] このようにすることで、図1の(B)に示したように、ルートノードがb9、ルートノードの直下ノードがb7、b8、b5およびb6、b7の直下ノードがb1およびb2、b8の直下ノードがb3およびb4である木構造が生成されることになる。

[0051] ここで、図1の(B)に示した各顔画像は、各ノードに対応する「クラスAの部分集合」である。たとえば、リーフノードb2は女性に、リーフノードb4は彫りが深い人物に、リーフノードb6は逆光を受けた人物に、それぞれ対応していると考えられる。また、他ノードb7に示した顔画像は、リーフノードb1に示した顔画像(クラスAの部分集合b1)と、

リーフノードb2に示した顔画像(クラスAの部分集合b2)との直和となる。

[0052] このように、本発明に係る被写体識別手法は、LDAArray法による学習に基づいて識別用の木構造を生成するとともに、木構造の生成においては処理量を加味しつつ各ノードを決定することとしたので、被写体の識別精度を向上しつつ、識別処理に要する時間を短縮することができる。また、以下では、本発明に係る被写体識別手法を、「LDAFlow法」と呼ぶこととする。

実施例

[0053] 以下では、本発明に係る被写体識別手法(LDAFlow法)を、顔画像と非顔画像(たとえば、背景画像)との識別を行う顔画像識別装置に適用した場合について説明する。

[0054] 図2は、本実施例に係る顔画像識別装置10の構成を示すブロック図である。同図に示すように、顔画像識別装置10は、LDAArray部100と、制御部11と、記憶部12とを備えている。

[0055] また、制御部11は、部分集合決定部11aと、リーフノード決定部11bと、分岐案生成部11cと、分岐案決定部11dと、他ノード決定部11eと、LDAArray段数決定部11fと、識別部11gとをさらに備えている。そして、記憶部12は、顔画像サンプル12aと、非顔画像サンプル12bと、全ノード情報12cとを記憶する。ここで、全ノード情報12cは、リーフノードに対応するリーフノード情報12caと、リーフノード以外のノードである他ノードに対応する他ノード情報12cbとを含む。

[0056] LDAArray部100は、上述したLDAArray法による学習を実行する処理部である。ここで、LDAArray部100は、所定の顔画像サンプル集合および非顔画像サンプル集合を制御部11から受け取り、LDAArray法による学習によって導出された判別器を制御部11へ渡す処理を行う。なお、このLDAArray部100の構成および処理内容については、図13以降を用いて後述することとする。

[0057] 制御部11は、識別用の木構造におけるリーフノードを決定するとともに、決定したリーフノードに基づいて木構造の分岐や段数を決定することで、木構造における全ノードを決定する処理を行う処理部である。すなわち、制御部11は、「LDAFlow法」による木構造決定を行う処理部である。

- [0058] 部分集合決定部11aは、記憶部12から読み出した顔画像サンプル12aおよび非顔画像サンプル12bに基づき、木構造のリーフノードにそれぞれ対応する部分集合を仮決定するとともに、最終的な部分集合を決定する処理を行う処理部である。ここで、部分集合とは、顔画像サンプル12a全体を全体集合とした場合に、各リーフノードが、非顔画像サンプル12bから分離可能な顔画像サンプル12aの部分集合を指す。
- [0059] また、部分集合決定部11aは、リーフノード決定部11bから受け取った判別器を用いて仮決定した部分集合の更新を行う処理部でもある。そして、部分集合決定部11aは、リーフノード決定部11bに対する仮決定した部分集合の通知と、リーフノード決定部11bからの判別器の受け取りとを繰り返すことで、各リーフノードに対応する最終的な部分集合を決定し、リーフノード決定部11bへ通知する。
- [0060] リーフノード決定部11bは、部分集合決定部11aが仮決定した部分集合（顔画像サンプル12aの部分集合）と、部分集合決定部11a経由で受け取った非顔画像サンプル12bとをLDAArray部100部へ通知し、LDAArray部100が導出した判別器を仮決定判別器として受け取る処理を行う処理部である。
- [0061] また、リーフノード決定部11bは、仮決定した判別器を部分集合決定部11aへ随時通知するとともに、部分集合決定部11aが仮決定した部分集合を受け取る処理を繰り返すことで、各リーフノードに対応する判別器および部分集合を最終的に決定する処理を併せて行う。そして、リーフノード決定部11bは、最終決定した部分集合および判別器の組を記憶部12のリーフノード情報12caに対して登録する。
- [0062] ここで、部分集合決定部11aが行う部分集合決定処理の概要について図3を用いて説明しておく。図3は、部分集合決定処理の概要を示す図である。なお、同図の(A)には、クラスA（顔画像サンプル12aの集合）と、クラスB（非顔画像サンプル12bの集合）とを分離するために用いる特徴量ごとのサンプル分布を、同図の(B-1)～(B-6)には、部分集合決定処理の手順を、それぞれ示している。
- [0063] 図3の(A)に示したように、所定の特徴量を選択した場合、選択した特徴量についてのサンプル分布は、クラスAとクラスBとが重複部分をもつグラフとしてあらわされる。そして、クラスAとクラスBとの重複具合は、特徴量ごとにそれぞれ異なる。なお、図

3の(A)における横軸は特徴量を、縦軸はサンプル分布に関する度数を、それぞれあらわしている。

[0064] そこで、部分集合決定部11aは、クラスAとクラスBとの分離度合いが大きいほうから所定数の特徴量を選択する。なお、以下では、部分集合決定部11aが、クラスAとクラスBとの分離度合いが大きいほうから2つの特徴量を選択した場合について説明する。また、以下では、2つの特徴量をそれぞれ縦軸および横軸とする2次元平面上に、クラスAに属する顔画像サンプル31およびクラスBに属する非顔画像サンプル32を配置した場合について説明する。

[0065] 図3の(B-1)に示したように、クラスAに属する顔画像サンプル31を黒丸で、クラスBに属する非顔画像サンプル32を白丸で、それぞれあらわすと、各サンプルの分布図が得られる。ここで、部分集合決定部11aは、非顔画像サンプル32分布の重心位置から最も離れているサンプル(最分離サンプル33)を顔画像サンプル31の中から選択する。

[0066] つづいて、図3の(B-2)に示したように、部分集合決定部11aは、最分離サンプル33からの距離(ユークリッド距離)が近いほうから所定数の顔画像サンプル31を、部分集合A1に加える(同図の34参照)。なお、図3の(B-2)に示した段階では、部分集合A1のメンバ数は、最分離サンプル33を含めて4個である。

[0067] そして、部分集合決定部11aは、仮に決定した部分集合A1(メンバ数は4個)を、リーフノード決定部11b経由でLDAArray部100へ通知する。そして、LDAArray部100は、部分集合A1(34)とクラスB(非顔画像サンプル12bの集合)とを入力としたLDAArray法による学習を行い、部分集合A1(34)に対応する判別器F1を導出する。

[0068] つづいて、図3の(B-3)に示したように、リーフノード決定部11b経由で判別器F1を受け取ったならば、部分集合決定部11aは、判別器F1を用いて部分集合A1(34)以外の顔画像サンプル31を評価する。

[0069] そして、判別器F1によって評価された値が所定値以上である顔画像サンプル31を部分集合A1(34)に加え、あらたな部分集合A1(35a)を生成する。なお、図3の(B-3)に示した場合では、部分集合A1(35a)のメンバ数は最分離サンプル33を含め

て6個である。

- [0070] さらに、部分集合決定部11aは、仮決定した部分集合A1(35a)をリーフノード決定部11b経由でLDAArray部100へ通知し、LDAArray部100は、部分集合A1(35a)とクラスB(非顔画像サンプル12bの集合)とを入力としたLDAArray法による学習を行い、部分集合A1(35a)に対応する判別器F1を導出する。
- [0071] つづいて、部分集合決定部11aは、かかる判別器F1を用いて部分集合A1(35a)以外の顔画像サンプル31を評価し、判別器F1によって評価された値が所定値以上である顔画像サンプル31を部分集合A1(35a)に加え、あらたな部分集合A1(35b)を生成する。
- [0072] そして、同図の34、35aおよび35bに示した部分集合A1の再構成および学習を繰り返し、部分集合A1のメンバ数の変動が所定の閾値未満となった時点で部分集合A1を確定する。また、部分集合A1に対応する判別器F1についても確定する。なお、このようにして決定された部分集合A1および判別器F1の組が、1つめのリーフノードに対応することになる。
- [0073] つづいて、部分集合A1(35b)が最終的な部分集合A1として決定されたとすると、部分集合決定部11aは、図3の(B-4)に示したように、部分集合A1(35b)をクラスAに属する顔画像サンプル31から除去する。
- [0074] そして、図3の(B-5)に示したように、部分集合A1が除去された顔画像サンプル31について、最分離サンプル36の選択、部分集合A2(37a)の仮決定、学習に基づく部分集合A2(37a)の再構成を繰り返し、最終的な部分集合A2(37b)を確定する。また、部分集合A2に対応する判別器F2についても確定する。なお、このようにして決定された部分集合A2および判別器F2の組が、2つめのリーフノードに対応することになる。
- [0075] つづいて、図3の(B-6)に示したように、部分集合A3についても、部分集合A1および部分集合A2の場合と同様にして再構成を繰り返し(同図の38aおよび38b参照)、最終的な部分集合A3および判別器F3を決定する。以下、図3の(B-2)～(B-5)の手順を繰り返していくことで、各リーフノードを決定していく。
- [0076] なお、図3では、クラスAとクラスBとの分離度合いが大きいほうから2つの特徴量を

選択した場合について示したが、選択する特徴量を3つ以上の所定数(n)とすることとしてもよい。

[0077] この場合、n個の特徴量を各軸としたn次元平面上に、クラスAに属する顔画像サンプル31およびクラスBに属する非顔画像サンプル32を配置することとすればよい。そして、サンプル間の距離としては、n次元平面におけるユークリッド距離を用いることとすればよい。

[0078] 図2の説明に戻り、分岐案生成部11cについて説明する。分岐案生成部11cは、リーフノード決定部11bによって記憶部12に格納されたリーフノード情報12caに基づき、リーフノードのみが決定された木構造の分岐案を生成する処理を行う処理部である。また、この分岐案生成部11cは、生成した全分岐案を、分岐案決定部11dへ通知する処理を併せて行う。

[0079] 具体的には、決定されたリーフノードがn個である場合、この分岐案生成部11cは、リーフノードの全組合せ($C_n^2 \sim C_n^i : 2 \leq i \leq n$)を各分岐案として生成し、生成した全分岐案を分岐案決定部11dへ通知する。

[0080] たとえば、リーフノードが3個(α 、 β および γ)である場合には、分岐案1として「グループA(α および β)、グループB(γ のみ)」、分岐案2として「グループA(α および γ)、グループB(β のみ)」、分岐案3として「グループA(β および γ)、グループB(α のみ)」、分岐案4として「グループA(α 、 β および γ)のみ」のように、4つの分岐案を生成することになる。

[0081] 分岐案決定部11dは、分岐案生成部11cから受け取った全分岐案を1つの分岐案に絞る処理を行う処理部である。具体的には、分岐案決定部11dは、リーフノード情報12caに含まれる部分集合(A1～An)および判別器(F1～Fn)について、いずれか1つの判別器に対していずれか1つの部分集合の入力を仮定したすべての組合せごとに、クラスBのアクセプト率を算出する。

[0082] つづいて、分岐案決定部11dは、各分岐案に含まれるグループごとに、グループを代表する代表アクセプト率を算出し、算出した代表アクセプト率に基づいて各分岐案を評価するための評価値を算出する。そして、評価値が最小となった分岐案を、使用する分岐として決定する。ここで、評価値とは、各分岐案全体としてのクラスBのアク

セプト率のことを指す。

- [0083] なお、分岐案決定部11dが決定した分岐案に含まれるグループが、複数のリーフノードを含む場合には、かかるグループについて、分岐案生成部11cにリーフノードの全組合せ($C_{n_1} \sim C_{n_i}; 1 \leq i \leq n$)を各分岐案として生成させる。
- [0084] そして、分岐案決定部11dは、各分岐案の評価値算出を行ったうえで、評価値が最小となった分岐案を、かかるグループ配下の分岐として決定する。さらに、分岐案決定部11dは、すべてのグループが1つのリーフノードのみから構成されるようになるまでこれらの処理を繰り返す。
- [0085] 他ノード決定部11eは、分岐案決定部11dから決定されたすべての分岐、すなわち、リーフノード以外のすべてのノード(他ノード)を受け取り、受け取った他ノードに対応する部分集合および判別器を決定する処理を行う処理部である。
- [0086] 具体的には、この他ノード決定部11eは、所定の他ノードが、複数のリーフノードのグループである場合には、グループ内の各リーフノードに対応する部分集合の直和を、かかる他ノードに対応する部分集合として決定する。なお、所定の他ノードが1つのリーフノードのグループである場合には、かかるリーフノードに対応する部分集合および判別器をそのまま採用する。
- [0087] また、他ノード決定部11eは、決定した部分集合に対応する判別器を決定する処理を併せて行う。具体的には、他ノード決定部11eは、決定した部分集合を、LDAArray部100へ通知する。そして、LDAArray部100は、通知された部分集合とクラスB(非顔画像サンプル12bの集合)とを入力としたLDAArray法による学習を行い、かかる部分集合に対応する判別器を導出し、導出した判別器を他ノード決定部11eへ返す。
- [0088] このようにして、他ノード決定部11eは、リーフノード決定部11bによって既に決定されているリーフノード以外のすべてのノード(他ノード)について部分集合および判別器の組を決定する。そして、他ノード決定部11eが、すべての他ノードについて部分集合および判別器の組を決定したならば、これらの組および各ノードの分岐関係を他ノード情報12cbに対して登録する。
- [0089] なお、いずれの部分集合にも属さなかった顔画像サンプル12aについては、最もク

ラスBから離れる部分集合に所属させることとすればよい。また、目視の結果、明らかに誤ったサンプルだと考えられる場合には、かかる顔画像サンプル12aを削除することとしてもよい。

[0090] ここで、リーフノード情報12caの例について図4を、分岐案生成部11cが生成する分岐案の例について図5を、分岐案決定部11dが行う分岐決定処理の具体例について図6を、他ノード情報12cbの例について図7を、それぞれ用いて説明しておく。

[0091] まず、リーフノード情報12caの例について図4を用いて説明する。図4は、リーフノード情報12caの例を示す図である。なお、同図の(A)には、リーフノード情報12caの例を、同図の(B)には、リーフノード情報12caを用いた分岐例を、それぞれ示している。

[0092] 図4の(A)には、リーフノード決定部11bによって6つのリーフノードが決定された場合について示している。図4の(A)に示したように、部分集合A1および判別器F1が1つめのリーフノードとして、部分集合A2および判別器F2が2つめのリーフノードとして、それぞれ決定されており、以下同様に、6つのリーフノードが決定されている。

[0093] このように6つのリーフノードが決定された場合、たとえば、図4の(B)に示したように、木構造の他ノード(同図に白抜き文字で示したノード)が、他ノード決定部11eによって決定されていくことになる。ここで、木構造のルートノードに対応する段を0段、ルートノード直下の段を1段、1段の直下の段を2段というように呼ぶこととする。

[0094] 図4の(B)に示した場合では、2段目の部分集合A1および部分集合A2を束ねる1段目の内部ノードが決定されており、2段目の部分集合A3および部分集合A4を束ねる1段目の内部ノードが決定されている。そして、1段目の全ノードを束ねるノードとして、0段目のルートノードが決定されている。

[0095] なお、図4の(B)に示した木構造は、一例であり、木構造の段数および分岐の仕方は、他ノード決定部11eによる決定処理の結果によって異なるものとなる。また、同図に示した「A1 + A2」といった記載は、部分集合A1と部分集合A2との直和をあらわしている。

[0096] 次に、分岐案生成部11cが生成する分岐案の例について図5を用いて説明する。図5は、分岐案の例を示す図である。なお、同図では、6つのリーフノードが決定され

た場合に(図4の(A)参照)、分岐案生成部11cが生成する分岐案の例を示している。また、以下の説明では、部分集合A1に対応するノードをノードA1と記載することとする。

[0097] 図5に示したように、分岐案生成部11cは、ノードA1、ノードA2、ノードA3およびノードA4からなるグループ1と、ノードA5およびノードA6からなるグループ2とに分岐させる分岐案1を生成する。また、ノードA1、ノードA2およびノードA3からなるグループ1と、ノードA4およびノードA5からなるグループ2と、ノードA6のみからなるグループ3とに分岐させる分岐案2を生成する。

[0098] 同様に、分岐案生成部11cは、6つのリーフノードについて、すべてのグループ分けパターンを生成していく。なお、同図では、分岐案生成部11cが、m個のグループ分けパターンを生成した場合、すなわち、m個の分岐案を生成した場合について示している。

[0099] 次に、分岐案決定部11dが行う分岐決定処理の具体例について図6を用いて説明する。図6は、部分集合の分布と判別器の閾値との関係およびアクセプト率を示す図である。ここで、同図におけるアクセプト率とは、判別器F_nにクラスAの画像群を入力することで得られるクラスAの閾値を用いた場合における、クラスBの画像群のアクセプト率のことを指すものとする。

[0100] なお、同図の(A)には、部分集合の分布と判別器の閾値との関係を、同図の(B)には、各組合せにおけるクラスB(非顔画像サンプル12bの集合)のアクセプト率の例を、それぞれ示している。また、同図の(B)における64は、判別器F1についてのレコードを、同じく65は、判別器F2についてのレコードを、それぞれ示している。

[0101] 図6の(A)に示したように、分岐案決定部11dは、リーフノード情報12caに含まれるすべての部分集合A_nと、同じくリーフノード情報12caに含まれるすべての判別器F_nとの全組合せを考慮する。

[0102] ここで、判別器F1と部分集合A1とは、本来、1つのリーフノードに対する組として生成されているので、部分集合A1およびクラスBを判別器F1に入力した場合、部分集合A1からクラスBを効率良く分離できるはずである(同図の61参照)。

[0103] すなわち、この場合、クラスBのアクセプト率は低い値となる。ここで、同図の61に示

した破線は、クラスAの分布における所定の偏差(たとえば、 3σ や 4σ)に対応する。そして、かかる破線よりもクラスA側に分布するクラスBの割合がクラスBのアクセプト率となる。

[0104] 一方、部分集合A2は、本来は、判別器F2との組として生成されているので、部分集合A2およびクラスBを判別器F1に入力した場合、部分集合A1を入力とした場合と比べて、クラスBを効率良く分離できない(同図の62参照)。このように、判別器F1に対し、本来は、他の判別器Fnとの組として生成された部分集合Anを入力すると、判別器F1と各部分集合との相性が判明する。

[0105] また、判別器F2についても、部分集合A1を入力とした場合(同図の63参照)、部分集合A2を入力とした場合、のようにすべての部分集合Anとの組合せを検討し、すべての判別器Fnについて同様の処理を繰り返す。

[0106] このようにすることで、図6の(B)に示したように、判別器と部分集合との各組合せについてクラスBのアクセプト率が算出される。そして、かかるアクセプト率に基づいて分岐案に含まれる各グループを代表する代表アクセプト率が算出されることになる。たとえば、図5の分岐案2に示したグループ1を代表する代表アクセプト率は、以下に示す手順によって算出される。

[0107] まず、判別器F1と部分集合A1とを組み合わせた場合におけるクラスBのアクセプト率を $AR(F1, A1)$ のようにあらわすことにする。たとえば、図6の(B)では、 $AR(F1, A1) = 1\%$ である。

[0108] 分岐案2のグループ1には、ノードA1～ノードA3の3個のノードが含まれている。このため、判別器と部分集合との全組合せは9個(3個×3個)となる。この場合、9個の組合せのアクセプト率は、それぞれ、 $AR(F1, A1)$ 、 $AR(F1, A2)$ 、 $AR(F1, A3)$ 、 $AR(F2, A1)$ 、 $AR(F2, A2)$ 、 $AR(F2, A3)$ 、 $AR(F3, A1)$ 、 $AR(F3, A2)$ 、 $AR(F3, A3)$ とあらわすことができる。

[0109] ここで、分岐案決定部11dは、これら9個のクラスBのアクセプト率の中から最大のアクセプト率を、分岐案2のグループ1を代表する代表アクセプト率とする。たとえば、 $AR(F1, A2) = 70\%$ が、最大のアクセプト率であったとすると、分岐案決定部11dは、分岐案2のグループ1における代表アクセプト率を70%と算出する。

- [0110] また、分岐案決定部11dは、分岐案2の他グループ(グループ2およびグループ3)についても、同様に代表アクセプト率を算出する。同様にして、分岐案決定部11dは、すべての分岐案(図5の場合では、分岐案1～分岐案m)について、各分岐案に含まれるグループの代表アクセプト率を算出する。
- [0111] そして、分岐案決定部11dは、各分岐案の評価値を、式「評価値 = $\Sigma ((\text{代表アクセプト率} - \gamma) \times \text{リーフノード数} + 1)$ 」を用いて算出する。ここで、「 Σ 」は、グループ数についての総和をあらわしており、「 γ 」は、所定の調整値をあらわしている。このように、分岐案決定部11dは、各分岐案の評価値をそれぞれ算出し、評価値が最小の分岐案を採用する。
- [0112] なお、図5の分岐案2の場合、グループ1は3個のノードを、グループ2は2個のノードを含んでいるため、さらに分岐できる可能性がある。このため、分岐案決定部11dは、各グループに含まれるノードがすべて1個となるまで、評価値算出処理を繰り返すことになる。そして、すべての分岐が決定したならば、分岐案決定部11dは、決定した全ノードおよび分岐関係を記憶部12の全ノード情報12cへ登録する。
- [0113] 次に、全ノード情報12cの例について図7を用いて説明する。図7は、全ノード情報12cの例を示す図である。なお、同図において白抜き文字であらわしたノードが、分岐案決定部11dによって決定された他ノードをあらわしており、その他のノードが、リーフノード決定部11bで決定されたリーフノードをあらわしている。
- [0114] たとえば、1段目のノードとしては、部分集合(A1+A2)と判別器F β との組からなるノード(A1+A2)が分岐案決定部11dによって決定されている。ここで、判別器F β は、部分集合(A1+A2)とクラスB(非顔画像サンプル12bの集合)を入力としたLDAArray部100によるLDAArray法による学習によって導出される。
- [0115] また、0段目のノードとしては、部分集合(A1+A2+A3+A4+A5+A6)と判別器F α との組からなるノード(A1+A2+A3+A4+A5+A6)が分岐案決定部11dによって決定されている。ここで、判別器F α は、部分集合(A1+A2+A3+A4+A5+A6)とクラスB(非顔画像サンプル12bの集合)を入力としたLDAArray部100によるLDAArray法による学習によって導出される。
- [0116] このように、全ノード情報12cは、木構造を構成するすべてのノードに対応する部分

集合および判別器を含んだ情報である。そして、他ノード決定部11eによって他ノード情報12cbが記憶部12に対して登録されると、リーフノード情報12caと他ノード情報12cbとが揃って全ノード情報12cが完成するので、LDAArray段数決定部11fによって、各ノードに対応する判別器の「LDAArray段数」が決定されることになる。

[0117] ここで、「LDAArray段数」とは、LDAArray法による学習によって導出される判別器に含まれる集約判別器(K)の個数のことを指す。なお、処理量削減の観点からLDAArray段数を調整することで、全体としての演算量を減少させることができる。

[0118] 図2の説明に戻り、LDAArray段数決定部11fについて説明する。LDAArray段数決定部11fは、全ノード情報12cに含まれる各ノードに対応する判別器のLDAArray段数を決定する処理を行う処理部である。ここで、LDAArray段数決定部11fは、各判別器を用いた場合におけるクラスBの総LDAArray段数が最小となるように、各判別器のLDAArray段数を決定する。

[0119] ここで、LDAArray段数決定部11fが行うLDAArray段数決定処理の概要について図8を用いて、所定のLDAArray段数と総LDAArray段数との関係について図9を用いて、それぞれ説明しておく。

[0120] まず、LDAArray段数決定部11fが行うLDAArray段数決定処理の概要について図8を用いて説明する。図8は、LDAArray段数決定処理の概要を示す図である。なお、同図の(A)には、説明の前提とする判別器の配置を、同図の(B)～(D)には、LDAArray段数決定処理の手順を、それぞれ示している。

[0121] 図8の(A)に示したように、ルートノードには判別器 F_{α} が、判別器 F_{α} の配下には判別器 F_{β} 、 F_{γ} 、 F_5 および F_6 が、判別器 F_{β} の配下には判別器 F_1 および F_2 が、判別器 F_{γ} の配下には判別器 F_3 および F_4 が、それぞれ配置された場合におけるLDAArray段数決定処理の手順を以下に説明する。

[0122] 図8の(B)に示したように、LDAArray段数決定部11fは、まず、クラスBの画像群を判別器 F_{α} で照合し、各画像の各画素が何段目のLDAArray段数で排除されるかを算出する。具体的には、画素の排除段数が所定の閾値以下となった場合に、かかる画素が排除される。同図に示した場合では、左上角の画素は、5段目で、その隣の画素は、20段目で、さらにその隣の画素は、30段目で、それぞれ排除されたこと

を示している。

[0123] このようにして、各画素の段数を算出したならば、所定の段数(同図では10段)で照合を停止したと仮定し、かかる所定の段数までで排除できた画素をマスクする。このように、所定の段数までで排除できた画素をマスクするのは、木構造における配下の判別器でさらに判別を行う必要がないからである。

[0124] つづいて、図8の(C)に示したように、LDAArray段数決定部11fは、図8の(B)でマスクされた画素以外の画素について、判別器 F_{α} の配下の判別器をそれぞれ用い一つ、各画素が何段目のLDAArray段数で排除されるかを算出する。そして、図8の(B)で求めた段数に、図8の(C)で求めた各段数を加算する。

[0125] たとえば、図8の(B)における左上角から右に2番目の画素の段数は「20」であり、かかる画素について、判別器 F_{β} を用いた場合の排除段数は「5」である。以下、同様に、判別器 F_{γ} の場合は「7」、判別器 F_5 の場合は「3」、判別器 F_6 の場合は「9」である。この場合、かかる画素の判定に要した総LDAArray段数は、 $20 + 5 + 7 + 3 + 9 = 44$ となる。

[0126] このようにして、LDAArray段数決定部11fは、クラスBの各画素についての総LDAArray段数と、所定のLDAArray段数(同図では10段)との関係を算出する。なお、判別器 F_{β} や判別器 F_{γ} においても所定のLDAArray段数(同図では10段)までに排除できなかった画素についてはさらにマスクし(図8の(D)参照)、たとえば、判別器 F_1 における排除段数を加算することになる。

[0127] そして、LDAArray段数決定部11fは、判別器ごとに、所定のLDAArray段数を1段から所定の段数まで変化させつつ、各画素について、所定のLDAArray段数に対応する総LDAArray段数を取得していく。そして、各画素についての総LDAArray段数を全画素について足し合わせると、判別器ごとに、所定のLDAArray段数と全画素に対する総LDAArray段数との関係が得られる。

[0128] 図9は、所定のLDAArray段数と全画素に対する総LDAArray段数との関係を示す図である。なお、同図に示すグラフの横軸は所定のLDAArray段数を、縦軸は全画素に対する総LDAArray段数を、それぞれあらわしている。

[0129] 図9に示したように、所定のLDAArray段数と、全画素に対する総LDAArray段

数との関係を表す曲線が、最小値91をとった場合、LDAArray段数決定部11fは、かかる最小値91に対応するLDAArray段数を、該当する判別器のLDAArray段数として決定する。なお、同図に示した場合には、LDAArray段数は7段となる。

[0130] このように、LDAArray段数決定部11fは、全ノード情報12cに含まれるすべての判別器ごとに、LDAArray段数を決定し、決定したLDAArray段数を全ノード情報12cへ登録する。

[0131] 図2の説明に戻り、識別部11gについて説明する。識別部11gは、全ノード情報12cに含まれる完成した木構造、木構造の各ノードに配置された判別器および各判別器のLDAArray段数を使用し、入力画像の判別処理を行う処理部である。

[0132] 具体的には、識別部11gは、完成した木構造(たとえば、図8の(A)参照)を用い、木構造の頂点であるルートノードから末端のリーフノードへ向かって各判別器を適用し、評価していくことで、入力画像がどのノードに該当するかを判定する。そして、いずれのノードにも該当しない場合には、かかる入力画像がクラスB(非顔画像サンプル12bの集合)に属すると判定する。

[0133] 記憶部12は、不揮発性メモリやハードディスクドライブといった記憶デバイスで構成される記憶部であり、顔画像サンプル12aと、非顔画像サンプル12bと、全ノード情報12cとを記憶する。

[0134] 顔画像サンプル12aは、クラスAに属する顔画像のサンプル群である。また、非顔画像サンプル12bは、クラスBに属する非顔画像(たとえば、背景画像)のサンプル群である。なお、全ノード情報12cについては、図4あるいは図7を用いて既に説明したので、ここでの説明を省略する。

[0135] 次に、顔画像識別装置10を用いた実験によって、非顔画像の排除率を求めた実験データについて図10を用いて説明する。図10は、顔画像検出能力を示す図である。

[0136] なお、図10に示したグラフの横軸は、非顔画像を顔画像として誤認識した件数を、縦軸は、顔画像を顔画像として正認識した割合を、それぞれ示している。また、グラフには、比較のため、顔画像識別装置10が行うLDAFlow法のデータ以外に、LDAArray法のデータおよびAdaBoost法のデータを、それぞれ示している。なお、図10

に示したグラフに用いた顔画像の枚数および非顔画像の枚数は、双方とも1万枚程度である。

[0137] 図10に示したように、DB(記憶部12)に記憶されている全ての顔画像サンプル12aについて実験を行った結果、LDAFlow法による正認識率(実線の曲線参照)は、他の方式を上回っていることが判明した。

[0138] 具体的には、同図に示すグラフは、クラスAの顔画像群およびクラスBの非顔画像群の2つの母集団の分布を用い、同図の横軸に示す件数の非顔画像を顔画像として誤認識する位置に閾値を設定した場合に、かかる閾値で顔画像を顔画像として正認識した割合を縦軸方向にプロットしたものである。

[0139] つまり、非顔画像を顔画像として誤認識する枚数が少ないほど、閾値は厳しい値となり、図6の(A)に破線で示した閾値が、右側へ移動することになる。逆に、非顔画像を顔画像として誤認識する枚数が多いほど、閾値は緩い値となり、図6の(A)に破線で示した閾値が、左側へ移動することになる。

[0140] すなわち、図10に示したグラフをみると、顔画像識別装置10が行うLDAFlow法によれば、非顔画像を顔画像と誤認識する数が増えてきても、顔画像を顔画像として正しく認識する能力は、良好であることがわかる。

[0141] 次に、リーフノード決定部11b等が行うリーフノード決定処理の処理手順について図11を用いて説明する。図11は、リーフノード決定処理の処理手順を示すフローチャートである。なお、同図には、部分集合決定部11aが、クラスAとクラスBとの分離度合いが大きいほうから所定数の特徴量を選択する処理において、1つの特徴量を選択した場合について示している。

[0142] 図11に示すように、リーフノード決定処理では、まず、カウンタ i を1に初期化し(ステップS101)、クラスAとクラスBとを最も分離する特徴量を選択する(ステップS102)。そして、選択した特徴量についてクラスBと最も分離しているサンプル(MAX)をクラスAから抽出する(ステップS103)。

[0143] つづいて、抽出したMAX(最分離サンプル)と所定距離内にある所定個数のクラスAのサンプルを部分集合(A_i)に追加する(ステップS104)。そして、部分集合(A_i)およびクラスBを用いてLDAArray法で学習を行うことで判別器(F_i)を導出する(ス

テップS105)。

[0144] そして、判別器(Fi)の未2値化判別器(fi)を用いてクラスAの他サンプルを評価し(ステップS106)、未2値化判別器(fi)が閾値(α)以上となった他サンプルをAiに追加する(ステップS107)。

[0145] つづいて、部分集合(Ai)のメンバ数の変動が閾値(β)未満であるか否かを判定し(ステップS108)、閾値(β)未満である場合には(ステップS108, Yes)、部分集合(Ai)を確定してクラスAから除去する(ステップS109)。一方、ステップS108の判定条件を満たさなかった場合には(ステップS108, No)、ステップS105以降の処理を繰り返す。

[0146] そして、クラスAに残ったサンプル数が所定数以下または分離不可であるか否かを判定し(ステップS110)、ステップS110の判定条件を満たした場合には(ステップS110, Yes)、処理を終了する。一方、ステップS110の判定条件を満たさなかった場合には(ステップS110, No)、カウンタiをカウントアップしたうえで(ステップS111)、ステップS102以降の処理を繰り返す。

[0147] なお、図11には、部分集合決定部11aが、クラスAとクラスBとの分離度合いが大きいほうから所定数の特徴量を選択する処理において、1つの特徴量を選択した場合について示したが、2つ以上の特徴量を選択することとしてもよい。

[0148] 次に、他ノード決定部11e等が行う全ノード決定処理の処理手順について図12を用いて説明する。図12は、全ノード決定処理の処理手順を示すフローチャートである。なお、同図では、クラスAから抽出される部分集合を「クラスAk」と記載している。また、同図における「n」は、リーフノード決定部11bによって決定されたリーフノードの数をあらわしている。

[0149] 図12に示すように、全ノード決定処理では、まず、カウンタiおよびkを、それぞれ1に初期化し(ステップS201)、判別器Fiを用いた場合におけるクラスAkの分散に基づいて閾値(γ)を算出する(ステップS202)。そして、閾値(γ)を用いた場合におけるクラスBのアクセプト率を算出する(ステップS203)。

[0150] つづいて、カウンタkがリーフノード数nと等しいか否かを判定し(ステップS204)、等しくない場合には(ステップS204, No)、カウンタkをカウントアップしたうえで(ステ

ップS205)、ステップS203以降の処理を繰り返す。一方、ステップS204の判定条件を満たした場合には(ステップS204, Yes)、ステップS206の処理へ進む。

[0151] つづいて、カウンタ i がリーフノード数 n と等しいか否かを判定し(ステップS206)、等しくない場合には(ステップS206, No)、カウンタ i をカウントアップしたうえで(ステップS207)、ステップS203以降の処理を繰り返す。一方、ステップS206の判定条件を満たした場合には(ステップS206, Yes)、ステップS208の処理へ進む。

[0152] そして、分岐案生成部11cは、各分岐案を生成し(ステップS208)、分岐案決定部11dは、各分岐案に含まれるグループごとにクラスBのアクセプト率を算出する(ステップS209)。つづいて、分岐案決定部11dは、各分岐案の評価値を算出し(ステップS210)、評価値が最小の分岐案を木構造における新しい段として決定する(ステップS211)。

[0153] そして、決定した段(木構造における段)までで全グループのメンバ数がすべて1となったか否かを判定し(ステップS212)、メンバ数がすべて1となった場合には(ステップS212, Yes)、処理を終了する。一方、ステップS212の判定条件を満たさなかった場合には(ステップS212, No)、ステップS208以降の処理を繰り返す。

[0154] 上述してきたように、本実施例では、部分集合決定部が、被写体画像サンプルと非被写体画像サンプルとの分離に用いる複数の特徴量を両サンプルの分離度が高いほうから所定数だけ選択し、選択された特徴量について、非被写体画像サンプルと最も分離している被写体画像サンプルを最分離サンプルとして選択し、選択された最分離サンプルを含んだ部分集合を被写体画像サンプルから抽出するとともにこの部分集合に対応する判別器をLDAArray法による学習によって導出し、リーフノード決定部が、この判別器に基づいて部分集合を拡張していくことで部分集合を決定し、決定された部分集合を被写体画像サンプルから除去したうえで、特徴量選択、最分離サンプル選択および部分集合決定を繰り返すことで得られた部分集合およびこの部分集合に対応する判別器の組をリーフノードとしてそれぞれ決定するように顔画像識別装置を構成した。

[0155] したがって、顔画像サンプルと非顔画像サンプルとの分離に用いる木構造を学習に基づいて動的に生成することで、顔画像の識別精度を向上しつつ、識別処理に要

する時間を短縮することができる。

[0156] また、上記したLDAFlow法は、顔画像の識別に限らず、紙幣識別や貨幣識別のような画像識別にも適用することができる。

[0157] 以下では、図2に示したLDAArray部100の構成および処理内容について説明する。なお、以下では、ブースティング学習手法として広く用いられているアダブースト(AdaBoost)手法について図22を用いて、LDAArray法の概要について図13を用いて、それぞれ説明した後に、LDAArray法を適用したLDAArray部100についての説明を行うこととする。

[0158] 図22は、アダブースト手法の概要を示す図である。アダブースト手法は、YES／NO、正／負といった2値化された判別結果を出力する2値化判別器を学習結果に基づいて多数組み合わせることによって、正答率が高い最終判別器を導出する学習手法である。

[0159] ここで、組合せ対象となる判別器は、正答率が50%を若干超える程度の弱い判別器(以下、「弱判別器」と記載する)である。すなわち、アダブースト手法では、正答率が低い弱判別器を多数組み合わせることで、正答率が高い最終判別器を導出する。

[0160] まず、アダブースト手法に用いられる数式について説明する。なお、以下では、顔画像のサンプル群をクラスA、非顔画像のサンプル群をクラスBとし、クラスAとクラスBとを判別する場合について説明することとする。

[0161] アダブースト手法において、学習回数を s ($1 \leq s \leq S$)、各特徴量を x 、特徴量 x に対応する判別器を $h_s(x)$ 、判別器 $h_s(x)$ の重み係数を α_s とすると、最終判別器 $H(x)$ は、

[数1]

$$H(x) = \text{sign} \left(\sum_{s=1}^S \alpha_s h_s(x) \right) \quad \cdots (1-1)$$

$$h_s(x) = \{-1, +1\} \quad \cdots (1-2)$$

式(1-1)のようにあらわされる。

[0162] ここで、関数 $\text{sign}()$ は、かっこ内の値が0以上であれば+1、0未満であれば-1とする2値化関数である。また、式(1-2)に示したように、判別器 $h_s(x)$ は、-1または

+1の値をとる2値化判別器であり、クラスAと判別した場合には+1の値をとり、クラスBと判別した場合には-1の値をとる。

[0163] アダブースト手法では、式(1-1)に示した判別器 $h_s(x)$ を1回の学習で1つずつ選択するとともに、選択した判別器 $h_s(x)$ に対応する重み係数 α_s を逐次決定していく処理を繰り返すことで、最終判別器 $H(x)$ を導出する。以下では、アダブースト手法についてさらに詳細に説明する。

[0164] x_i を各特徴量とし、 y_i を $\{-1, +1\}$ (上記したクラスAは+1、上記したクラスBは-1)とすると、学習サンプルは、 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\}$ とあらわされる。ここで、Nは、判別対象とする特徴量の総数である。

[0165] また、 $D_s(i)$ を、i番目の学習サンプルに対してs回目の学習を行った場合のサンプル重みとすると、 $D_s(i)$ の初期値は、式「 $D_1(i) = 1/N$ 」であらわされる。そして、各特徴量 x_i に対応する判別器を $h_s(x_i)$ 、各判別器の重み係数を α_s とすると、アダブースト手法に用いられる各数式は、

[数2]

$$\epsilon_s = \sum_{h_s \text{ が間違えた } i} D_s(i) \quad \dots(2-1)$$

$$\alpha_s = \frac{1}{2} \log \left(\frac{1 - \epsilon_s}{\epsilon_s} \right) \quad \dots(2-2)$$

$$D_{s+1} = \frac{D_s(i) \exp(-\alpha_s y_i h_s(x_i))}{Z_s} \quad \dots(2-3)$$

$$\left(Z_s = \sum_{i=1}^N D_s(i) \exp(-\alpha_s y_i h_s(x_i)) \right) \quad \dots(2-4)$$

となる。

[0166] 以下では、図22を用いながら、上記した式(2-1)～式(2-4)についてそれぞれ説明する。同図の(1)に示したように、1回目の学習では、サンプル重み $D_1(i)$ を $1/N$ としたうえで、判別器 h_s ごとの学習サンプル分布を算出する。このようにすることで、同図に示したように、クラスAの分布とクラスBの分布とが得られる。

[0167] そして、同図の(2)に示したように、式(2-1)を用いて判別器 h_s ごとの誤り率(たとえば、クラスAのサンプルをクラスBと誤判別した確率) ϵ_s を算出し、最も誤り率 ϵ_s が低い、すなわち、最も良好な判別を行った判別器 h_s を最良判別器として選択する。

- [0168] つづいて、同図の(3-1)に示したように、式(2-2)を用いて判別器 h_s (同図の(2)で選択された最良判別器)の重み係数 α_s を決定する。そして、式(2-3)を用いて次の学習における各学習サンプル重み D_{s+1} を更新する。なお、式(2-3)の分母である Z_s は、式(2-4)であらわされる。
- [0169] このようにして、次の学習サンプル重み D_{s+1} が更新されると、同図の(4)に示したように、判別器 h_s ごとの学習サンプル分布は、同図の(1)に示した分布とは異なるものとなる。そして、学習回数 s をカウントアップし、同図の(4)で算出された分布で同図の(1)に示した分布を更新したうえで、同図の(2)以降の処理を繰り返す。
- [0170] ここで、式(2-3)は、同図の(2)で選択された最良判別器が、次の学習では、誤り率が0.5である判別器となるように次の学習サンプル重み D_{s+1} を決定することを示している。すなわち、最良判別器が最も苦手とする学習サンプル重みを用いて次の最良判別器を選択する処理を行うことになる。
- [0171] このように、アダブースト手法は、学習を繰り返すことで、判別器の選択と各判別器の重み係数の最適化とを行い、最終的には、正答率が高い最終判別器を導出することができる。しかし、式(1-2)に示したように、アダブースト手法によって選択される判別器 $h_s(x)$ は、2値化判別器であり、判別器内部で保持する値を最終的には2値に変換したうえで出力する。すなわち、2値変換に伴う判断分岐が必要となり、演算量がかさむという問題がある。
- [0172] なお、リアルブースト(RealBoost)手法では、多値判別器を用いるので、アダブースト手法で発生する判断分岐による演算量増大の問題を回避することができるが、多値判別器が保持する多値それぞれに対応した重み係数を保持する必要があるため、メモリ使用量が増大するという問題がある。
- [0173] そこで、アダブースト手法を改良することで、判断分岐による演算量増大という問題を回避するとともに、リアルブースト手法のように大きなメモリを必要とすることなく識別精度を向上させる「LDAArray法」を考案した。以下では、かかるLDAArray法の概要について図13を用いて説明する。
- [0174] 図13は、LDAArray法の概要を示す図である。なお、同図の(A)には、図10を用いて説明したアダブースト手法の概要について、同図の(B)には、LDAArray法の

概要についてそれぞれ示している。また、同図の(A)に示した h_i は2値化判別器を、同図の(B)に示した f_i は、 h_i が所定の閾値で2値化する前の関数である未2値化判別器を、それぞれあらわしている。

[0175] 図13の(A)に示したように、アダブースト手法では、1回目の学習で、誤り率が最小の判別器を h_1 として決定する(同図の(A-1)参照)。そして、 h_1 の重み係数を決定し(同図の(A-2)参照)、次の学習では、 h_1 が、誤り率が0.5である判別器となるように、各サンプルに対するサンプル重みを更新する(同図の(A-3)参照)。

[0176] そして、判別器の選択、選択した判別器に対する重み係数の決定およびサンプル重みの更新を繰り返すことで、最終判別器を導出する。

[0177] 一方、図13の(B)に示したように、LDAArray法では、所定個数の未2値化判別器 f_i をLDA(Linear Discriminant Analysis)法を用いて集約することで集約判別器を導出し、導出した1個または複数個の集約判別器に基づいて1個の最終判別器を導出する点に主たる特徴がある。

[0178] 具体的には、所定の手順に従って未2値化判別器を集約し(同図の(B-1)参照)、LDAを用いて集約判別器を導出する(同図の(B-2)参照)。また、導出した集約判別器の重み係数を決定するとともに(同図の(B-3)参照)、各サンプルに対するサンプル重みを更新する(同図の(B-4)参照)。

[0179] そして、集約判別器の選択、選択した集約判別器に対する重み係数の決定およびサンプル重みの更新を繰り返すことで、1個の最終判別器を導出する。このように、LDAArray法では、所定数の未2値化判別器を線形結合するので、判別処理に伴う演算量を削減することができる。

[0180] すなわち、排除対象(上記したクラスB)をある程度分離することができるようになるまで未2値化判別器を集約するので、無駄な判断分岐(図13の(A)に示した h_i が必ず行う2値変換に伴う判断分岐)を削減することができる。また、図13の(A)に示したアダブースト手法では考慮されていなかった特徴量間の関係を、あらたな特徴として捉えることができるので、判別精度を向上させることができる。

[0181] 図14は、LDAArray部100の構成を示すブロック図である。同図に示すように、LDAArray部100は、制御部111と、記憶部112とを備えている。また、制御部111は

、アダプースト処理部111aと、集約判別器導出部111bと、集約重み係数決定部111cと、サンプル重み更新部111dと、最終判別器決定部111eとをさらに備えている。そして、記憶部112は、顔画像サンプル112aと、非顔画像サンプル112bと、集約判別器候補112cと、集約判別器112dと、集約重み係数112eとを記憶する。

[0182] なお、図14では、LDAArray部100が、制御部111および記憶部112を備える場合について示したが、制御部111内の各処理部を、図2に示した制御部11内に配置するとともに、記憶部112が記憶する各情報を、図2に示した記憶部12内に記憶させることとしてもよい。また、図14に示した顔画像サンプル112aと、図2に示した顔画像サンプル12aとを同一とし、図14に示した非顔画像サンプル112bと、図2に示した非顔画像サンプル12bとを同一とすることとしてもよい。

[0183] 制御部111は、上記したLDAArray法を用いた学習によって最終判別器を導出する処理を行う処理部である。

[0184] アダプースト処理部111aは、図22を用いて既に説明したアダプースト手法を実行する処理を行う処理部である。また、アダプースト処理部111aは、記憶部112から読み出した顔画像サンプル112aおよび非顔画像サンプル112bをサンプルとする学習を繰り返し、選択した2値化判別器と決定した重み係数との組を集約判別器導出部111bに渡す処理を併せて行う。

[0185] そして、アダプースト処理部111aは、サンプル重み更新部111dから更新後のサンプル重みを受け取った場合には、受け取ったサンプル重みでサンプル重み D_s (図22参照)を更新する。つづいて、アダプースト処理部111aは、2値化判別器の選択を最初からやり直す。すなわち、図22に示した学習回数 s を1としたうえで、2値化判別器の選択処理等を繰り返す。

[0186] ここで、アダプースト処理部111aの学習に用いられる顔画像サンプル112aおよび非顔画像サンプル112bについて図15を用いて説明しておく。図15は、サンプル画像から特徴量を取得する処理を示す図である。

[0187] なお、同図の(A)には、顔画像から特徴量を取得する処理の流れを、同図の(B)には、背景画像のような非顔画像から特徴量を取得する処理の流れを、それぞれ示している。また、同図に示した各顔画像および各非顔画像は、事前の拡大／縮小処

理によってサイズ合わせがなされているものとする。

[0188] 同図の(A)に示したように、顔画像を所定サイズのブロックに分割し(同図の(A-1)参照)、各ブロックについて、エッジ方向とその強度(太さ)、全体強度といった特徴量を抽出する(同図の(A-2)参照)。

[0189] たとえば、顔画像の左目に相当するブロック161については、上向きエッジ強度162a、右上向きエッジ強度162b、右向きエッジ強度162c、右下向きエッジ強度162d、ブロック161の全体強度162eといった特徴量が抽出される。なお、162a~162eに示した矢印の太さは強度をあらわしている。また、同図に示した162a~162eは、特徴量の一例であり、特徴量の種類は問わない。

[0190] このように、各ブロックについて特徴量を抽出する処理を顔画像全体について繰り返すことで、1枚の顔画像についての特徴量が揃うことになる。そして、同様の処理を他の複数枚の顔画像に対しても行うことで、顔画像サンプル112aが得られる。

[0191] また、同図の(B)に示したように、非顔画像についても顔画像と同様のブロック分割を行い(同図の(B-1)参照)、各ブロックについて、顔画像と同様の手順で特徴量を抽出する(同図の(B-2)参照)。たとえば、顔画像のブロック161に対応する位置のブロック163についても、上向きエッジ強度164a、右上向きエッジ強度164b、右向きエッジ強度164c、右下向きエッジ強度164d、ブロック163の全体強度164eといった特徴量が抽出される。

[0192] このように、各ブロックについて特徴量を抽出する処理を非顔画像全体について繰り返すことで、1枚の非顔画像についての特徴量が揃うことになる。そして、同様の処理を他の複数枚の非顔画像に対しても行うことで、非顔画像サンプル112bが得られる。

[0193] 集約判別器導出部111bは、上記したLDAArray法における集約判別器112dを導出する処理を行う処理部である。具体的には、この集約判別器導出部111bは、アダプテスト処理部111aによって所定個数の2値化判別器が選択されると、選択された2値化判別器と決定された重み係数との組を受け取り、これらの2値化判別器をLDAによって結合することで、集約判別器を導出する処理を行う処理部である。

[0194] また、集約判別器導出部111bは、集約判別器の候補となる集約判別器候補112c

を2値化判別器の個数に応じてそれぞれ導出し、導出した集約判別器候補112cの中から1つの集約判別器112dを決定する処理を併せて行う。

[0195] ここで、LDAArray法について各数式を用いて説明しておく。集約判別器の導出回数をあらわす集約カウンタを t ($1 \leq t \leq T$)、特徴量を x 、特徴量 x に対応する集約判別器を $K_t(x)$ 、所定のオフセット値を th とすると、最終判別器 $F(x)$ は、

[数3]

$$F(x) = \text{sign} \left[\sum_{t=1}^T \alpha_t \cdot \left(1 - \frac{1}{1 + \exp(K_t(x))} \right) - th \right] \quad \dots(3-1)$$

$$K_t(x) = \sum_{s=1}^{S_t} \beta_{ts} f_{ts}(x) - \text{offset}_t \quad \dots(3-2)$$

式(3-1)のようにあらわされる。ここで、関数 $\text{sign}()$ は、かつこ内の値が0以上であれば+1、0未満であれば-1とする2値化関数である。なお、オフセット値 th は、図17を用いて後述する offset_t の算出手順と同様の手順で算出することができる。

[0196] また、未2値化判別器を $f_{ts}(x)$ 、LDAによって算出される $f_{ts}(x)$ の重みを β_{ts} 、所定のオフセット値を offset_t とすると、集約判別器 $K_t(x)$ は、式(3-2)のようにあらわされる。

[0197] なお、オフセット値 offset_t の算出手順については、図17を用いて後述する。また、式(3-2)のオフセット値 offset_t は必須ではなく、オフセット値 offset_t を省略したうえで、式(3-1)のオフセット値 th で最終的な調整を行うこととしてもよい。

[0198] ここで、未2値化判別器 $f_s(i)$ と、2値化判別器 $h_s(i)$ との関係は、

[数4]

$$h_s(i) = \text{sign}(f_s(i)) \quad \dots(4)$$

式(4)であらわされる。すなわち、未2値化判別器 $f_s(i)$ を関数 $\text{sign}()$ で2値化したものが2値化判別器 $h_s(i)$ となる。

[0199] LDAarray法では、集約カウンタ t ごとに、複数の集約判別器候補の中から集約判別器 $K_t(x)$ を1つずつ選択するとともに、選択した集約判別器 $K_t(x)$ に対応する重み係数 α_t を逐次決定していく処理を繰り返すことで、最終判別器 $F(x)$ を導出する。以下では、LDAarray法についてさらに詳細に説明する。

[0200] x_i を各特徴量とし、 y_i を $\{-1, +1\}$ (上記したクラスAは $+1$ 、上記したクラスBは -1)とすると、学習サンプルは、 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\}$ とあらわされる。ここで、 N は、判別対象とする特徴量の総数である。

[0201] また、 $L_t(i)$ を、 i 番目の学習サンプルについて、 t 回目の判別器集約を行った場合のサンプル重みとすると、 $L_t(i)$ の初期値は、式「 $L_1(i) = 1/N$ 」であらわされる。そして、特徴量 x_i に対応する集約判別器を $K_t(x_i)$ とすると、LDAarray法に用いられる各数式は、

[数5]

$$\varepsilon_t = \sum_{K_t \text{ が間違えた } i} L_t(i) \quad \dots(5-1)$$

$$\alpha_t = \frac{1}{2} \log \left(\frac{1 - \varepsilon_t}{\varepsilon_t} \right) \quad \dots(5-2)$$

$$L_{t+1} = \frac{L_t(i) \exp(-\alpha_t y_i \text{sign}(K_t(x_i)))}{Z_t} \quad \dots(5-3)$$

$$\left(Z_t = \sum_{i=1}^N L_t(i) \exp(-\alpha_t y_i \text{sign}(K_t(x_i))) \right) \quad \dots(5-4)$$

となる。

[0202] LDAarray法では、式(5-1)を用いて集約判別器 K_t ごとの誤り率(たとえば、クラスAのサンプルをクラスBと誤判別した確率) ε_t を算出する。そして、式(5-1)で算出された誤り率 ε_t および式(5-2)を用いて集約判別器 K_t の重み係数 α_t を決定する。さらに、式(5-3)を用いて次回の集約における各学習サンプル重み L_{t+1} を更新する。なお、式(5-3)の分母である Z_t は、 L_{t+1} を「 $\sum L_{t+1}(i) = 1$ 」とするための規格化因子であり、式(5-4)であらわされる。

[0203] ここで、式(5-3)は、集約判別器 K_t が、次回の集約では、誤り率が0.5である判別器となるように次回の学習サンプル重み L_{t+1} を決定することを示している。

[0204] このようにして、次回の集約における学習サンプル重み L_{t+1} が更新されると、LDAarray法では、学習サンプル重み L_t を、アダブースト処理における学習サンプル重み D_s へコピーする。そして、アダブースト処理では、LDAarray法によって更新された学習サンプル重み D_s を初期値として判別器選択処理を繰り返すことになる。

[0205] 図14の説明に戻り、集約判別器導出部111bについての説明をつづける。集約判

別器導出部111bは、最小LDA次元数(min_lda_dim)および最大LDA次元数(max_lda_dim)という2つの次元数を有している。ここで、「次元数」とは、たとえば、特徴量の数をあらわすものとする。また、上記した2つの次元数(最小LDA次元数および最大LDA次元数)としては、処理時間と精度との兼ね合いから導出した値(経験値)を用いることができる。

[0206] そして、アダブースト処理部111aによって選択された判別器の個数(s)が最小LDA次元数(min_lda_dim)以上となると、LDAによって集約判別器候補112cを導出する。そして、集約判別器候補112cの導出処理を、判別器の個数(s)が最大LDA次元数(max_lda_dim)と等しくなるまで繰り返す。

[0207] たとえば、最小LDA次元数(min_lda_dim)が2であり、最大LDA次元数(max_lda_dim)が5である場合には、2個の判別器を集約した集約判別器候補112c、3個の判別器を集約した集約判別器候補112c、4個の判別器を集約した集約判別器候補112c、5個の判別器を集約した集約判別器候補112cをそれぞれ導出し、導出した集約判別器候補112cの中から1つの集約判別器112dを選択する。

[0208] ここで、集約判別器導出部111bが行う集約判別器候補算出処理の概要について図16を用いて説明しておく。図16は、集約判別器候補を算出する処理を示す図である。なお、同図では、最小LDA次元数(min_lda_dim)が4であり、最大LDA次元数(max_lda_dim)が20である場合について示している。

[0209] 集約判別器導出部111bは、アダブースト処理部111aによって選択された判別器の個数(s)が4、すなわち、最小LDA次元数(min_lda_dim)と等しくなると、クラスA(顔画像サンプル112a)およびクラスB(非顔画像サンプル112b)を用いてLDAによる判別分析を行う。このようにして、sが4である場合の集約判別器の候補 $k_{t4}(x)$ を算出する。そして、同様の処理をsが20、すなわち、最大LDA次元数(max_lda_dim)と等しくなるまで繰り返す。

[0210] ここで、図16に示した各オフセット値(offset_{tn})の算出手順について図17を用いて説明しておく。図17は、集約判別器候補112cのオフセットを算出する処理を示す図である。なお、同図に示す181a、182aおよび183aは、クラスA(顔画像サンプル112a)の確率密度分布をあらわすグラフを、同図に示す181b、182bおよび183bは、

クラスB(非顔画像サンプル112b)の確率密度分布をあらわすグラフを、それぞれ示している。また、同図に示した横軸は各集約判別器候補(k_s)の値を、同図に示した縦軸は確率密度を、それぞれあらわしている。

[0211] 図17に示したように、 offset_{t4} は、クラスAのグラフ181aとクラスBのグラフ181bとが、交差する点に対応する横軸値として算出される。すなわち、 offset_{t4} は、顔画像を非顔画像と誤認識した確率と非顔画像を顔画像と誤認識した確率とが等しいように調整される。また、誤り率 ε_{t4} は、同図に示した斜線部の面積として算出される。

[0212] なお、図17に示したように、LDA次元数(s)の変化にともなって、 offset_{tn} の値も変化する。このため、集約判別器導出部111bは、LDA次元数(s)ごとに offset_{tn} をそれぞれ算出する。

[0213] 集約判別器導出部111bは、図16および図17に示した処理を行うことで、各集約判別器の候補 $k_{tn}(x)$ を、それぞれ算出する。つづいて、集約判別器導出部111bは、算出した集約判別器候補112cの中から1つの集約判別器112dを選択する処理を行う。ここで、かかる選択処理の一例について図18を用いて説明しておく。

[0214] 図18は、集約判別器選択の一例を示す図である。なお、同図には、最小LDA次元数(min_lda_dim)から最大LDA次元数(max_lda_dim)までの間で1回だけLDA関数を実行させると仮定した場合におけるスキャン総面積(クラスBなどのサンプル画像に対するスキャン総面積)の変化をあらわすグラフ191を示している。また、同図では、グラフ191が、LDA次元数(s)が6のときに最小値192をとる場合について例示している。

[0215] たとえば、LDA関数を実行させるLDA次元数(s)を n とすると、スキャン総面積は、 $n \times \text{画像面積} + (\text{max_lda_dim} - n) \times (n \text{回の全面スキャンで排除できなかったエリアの面積})$ となる。このようにして算出されたスキャン総面積と n との関係は、たとえば、グラフ191のようになる。

[0216] ここで、同図では、LDA次元数(s)が6の場合に最小値192をとる場合について示したが、集約カウンタ t が変化すると、スキャン総面積が最小となる次元数も変化する。このため、集約判別器導出部111bは、集約カウンタ t に対応する集約判別器候補112cを用いて図18に示した判定処理を行い、スキャン総面積が最小となるLDA次

元数(s)の候補 k_{tn} を、集約判別器 K_t として選択する。

[0217] なお、図18では、スキャン総面積が最小となるLDA次元数(s)を有する候補 k_{tn} を、集約判別器 K_t として選択する場合について示したが、LDA次元数(s)を固定することとしてもよい。このようにすることで、LDA処理の処理負荷が集約カウンタtによって変化しないので、並列処理が可能となる。したがって、処理時間の短縮を図ることができる。

[0218] 図14の説明に戻り、集約重み係数決定部111cについて説明する。集約重み係数決定部111cは、集約判別器導出部111bが集約判別器 K_t を導出した場合に、集約判別器 K_t に対する重み係数(集約重み係数 α_t)を決定し、集約重み係数112eとして記憶部112へ記憶させる処理を行う処理部である。なお、集約重み係数 α_t は、上記した式(5-2)を用いて算出される。

[0219] サンプル重み更新部111dは、集約判別器導出部111bによって導出された集約判別器 K_t および集約重み係数決定部111cによって決定された集約重み係数 α_t に基づいて次回の集約における各学習サンプル重み L_{t+1} を更新する処理(式(5-3)参照)を行う処理部である。また、サンプル重み更新部111dは、学習サンプル重み L_t を、アダプースト処理部111aが用いる学習サンプル重み D_s へコピーする処理を行う処理部でもある。

[0220] このようにして、集約カウンタtをカウントアップしながら、集約カウンタtに対応する集約判別器112dおよび集約重み係数112eが記憶部112へ記憶されていく。そして、最終判別器決定部111eは、集約判別器112d(K_t)および集約重み係数112e(α_t)を用いた最終判別器Fの正答率が所定値以上となったことを条件として集約カウンタtを用いたループを終了する。なお、最終判別器決定部111eは、集約対象とする2値化判別器(h_s)がない場合にもかかるループを終了する。

[0221] ここで、制御部111によって行われる集約判別器導出処理についてまとめておく。図19は、集約判別器 K_t を導出する処理を示す図である。同図に示したように、制御部111は、LDA候補(集約判別器候補)抽出を行い(同図の(A)参照)、学習1回目の集約判別器 K_1 を決定する(同図の(B)参照)。

[0222] そして、 K_1 を決定したならば、つづいて、 K_2 の決定処理を開始し(同図の(C)参照)

、 K_2 を決定する(同図の(D)参照)。さらに、 K_3 の決定処理を開始し(同図の(E)参照)、 K_3 、 K_4 を順次決定していく。なお、同図では、 K_1 のLDA次元数が4で、 K_2 のLDA次元数が5である場合について示しているが、このように、後続のKになるほどLDA次元数が増加するとは限らない。

[0223] 図14の説明に戻り、記憶部112について説明する。記憶部112は、不揮発性メモリやハードディスクドライブといった記憶デバイスで構成される記憶部であり、顔画像サンプル112aと、非顔画像サンプル112bと、集約判別器候補112cと、集約判別器112dと、集約重み係数112eとを記憶する。なお、記憶部112に記憶される各情報については、制御部111の説明において既に説明したので、ここでの説明は省略する。

[0224] 次に、LDAArray部100が実行する処理手順について図20を用いて説明する。図20は、LDAArray部100が実行する処理手順を示すフローチャートである。同図に示すように、最小LDA次元(min_lda_dim)および最大LDA次元(max_lda_dim)を設定し(ステップS301)、集約カウンタ(t)を1とするとともに(ステップS302)、アダプーストカウンタ(s)を1とする(ステップS303)。なお、集約カウンタ(t)およびアダプーストカウンタ(s)を用いて図19における判別器fをあらわすと、 f_{t-s} となる。

[0225] そして、アダプースト処理部111aは、最良判別器(h_s)を選択し(ステップS304)、ステップS304で選択された最良判別器(h_s)の重み係数(α_s)を算出するとともに(ステップS305)、各サンプルに対するサンプル重み(D_s)を更新する(ステップS306)。

[0226] つづいて、集約判別器導出部111bは、アダプーストカウンタ(s)が最小LDA次元数(min_lda_dim)以上であるか否かを判定し(ステップS307)、アダプーストカウンタ(s)が最小LDA次元数(min_lda_dim)未満である場合には(ステップS307, No)、アダプーストカウンタ(s)をカウントアップし(ステップS310)、ステップS304以降の処理を繰り返す。

[0227] 一方、アダプーストカウンタ(s)が最小LDA次元数(min_lda_dim)以上である場合には(ステップS307, Yes)、未2値化判別器($f_1 \sim f_s$)についてLDAを行い、集約判別器候補(k_s)を算出する(ステップS308)。

[0228] つづいて、アダプーストカウンタ(s)が最大LDA次元数(max_lda_dim)と等しい

か否かを判定し(ステップS309)、アダブーストカウンタ(s)が最大LDA次元数(max__lda__dim)と等しくない場合には(ステップS309, No)、アダブーストカウンタ(s)をカウントアップし(ステップS310)、ステップS304以降の処理を繰り返す。

[0229] 一方、アダブーストカウンタ(s)が最大LDA次元数(max__lda__dim)と等しい場合には(ステップS309, Yes)、集約判別器(K_t)を決定する処理を行う(ステップS311)。なお、ステップS311の詳細な処理手順については、図21を用いて後述することとする。

[0230] つづいて、集約重み係数決定部111cは、集約判別器(K_t)の重み係数(α_t)を決定し(ステップS312)、サンプル重み更新部111dは、サンプル重み(L_t)を更新する(ステップS313)。そして、最終判別器決定部111eは、最終判別器(F)による判別結果に基づいてクラスAとクラスBとの分離が十分であるか、または、未集約判別器がないか、のいずれかの条件を満たすか否かを判定する(ステップS314)。

[0231] そして、ステップS314の判定条件を満たした場合には(ステップS314, Yes)、最終判別器(F)を決定して処理を終了する。一方、ステップS314の判定条件を満たさなかった場合には(ステップS314, No)、集約判別器導出部111bが用いるサンプル重み(L_t)をアダブースト処理部111aが用いるサンプル重み(D_s)へコピーする(ステップS315)。そして、集約カウンタ(t)をカウントアップし(ステップS316)、ステップS303以降の処理を繰り返す。

[0232] 次に、図20のステップS311に示した集約判別器決定処理の詳細な処理手順について図21を用いて説明する。図21は、集約判別器決定処理の処理手順を示すフローチャートである。同図に示すように、集約判別器導出部111bは、LDA次元数(s)の初期値を最小LDA次元数(min__lda__dim)とし(ステップS401)、全面スキャン総面積($s \times \text{全面積}$)を算出する(ステップS402)。

[0233] つづいて、s回の全面スキャンで排除できなかったエリアの面積を残存面積としたうえで(ステップS403)、部分スキャン総面積($(\text{max_lda_dim} - s) \times \text{残存面積}$)を算出する(ステップS404)。そして、総スキャン面積(全面スキャン総面積 + 部分スキャン総面積)を算出する(ステップS405)。

[0234] つづいて、sが最大LDA次元数(max__lda__dim)と等しいか否かを判定し(ステッ

プS406)、sが最大LDA次元数(max_lda_dim)と等しくない場合には(ステップS406, No)、sをカウントアップしたうえで(ステップS407)、ステップS402以降の処理を繰り返す。一方、sが最大LDA次元数(max_lda_dim)と等しい場合には(ステップS406, Yes)、総スキャン面積が最も小さいLDA次元数(s)に対応する集約判別器候補(k_s)を集約判別器(K_t)とし(ステップS408)、処理を終了する。

[0235] このようにLDAArrary法によれば、アダブースト手法における判断分岐による演算量増大という問題を回避するとともに、リアルブースト手法のように大きなメモリを必要とすることなく識別精度を向上させることができる。

産業上の利用可能性

[0236] 以上のように、本発明に係る被写体識別方法、被写体識別プログラムおよび被写体識別装置は、所定の画像から特定の被写体を識別する処理を高速かつ高精度に行いたい場合に有用であり、特に、判別器を配置した識別用木構造を動的に生成したい場合に適している。

請求の範囲

- [1] 木構造の各ノードにそれぞれ配置された判別器を用い、前記木構造の頂点であるルートノードから末端のリーフノードへ向かって前記判別器を適用していくことで被写体画像と非被写体画像とを識別する被写体識別方法であって、
- 被写体画像サンプルと非被写体画像サンプルとの分離に用いる複数の特徴量を両サンプルの分離度が高いほうから所定数だけ選択する特徴量選択工程と、
- 前記特徴量選択工程によって選択された前記特徴量について、前記非被写体画像サンプルと最も分離している前記被写体画像サンプルを最分離サンプルとして選択する最分離サンプル選択工程と、
- 前記最分離サンプル選択工程によって選択された前記最分離サンプルを含んだ部分集合を前記被写体画像サンプルから抽出するとともに前記部分集合に対応する前記判別器をLDAArray法による学習によって導出し、当該判別器に基づいて前記部分集合を拡張していくことで前記部分集合を決定する部分集合決定工程と、
- 前記部分集合決定工程によって決定された前記部分集合を前記被写体画像サンプルから除去したうえで、前記特徴量選択工程、前記最分離サンプル選択工程および前記部分集合決定工程を繰り返すことで得られた前記部分集合および当該部分集合に対応する前記判別器の組を前記リーフノードとしてそれぞれ決定するリーフノード決定工程と
- を含んだことを特徴とする被写体識別方法。
- [2] 前記部分集合決定工程は、
- 前記最分離サンプルを含んだ前記部分集合を前記被写体画像サンプルから最初に抽出する場合に、当該最分離サンプルからの距離が短いほうから所定数の前記被写体画像サンプルを当該部分集合に含めて抽出することを特徴とする請求項1に記載の被写体識別方法。
- [3] 前記部分集合決定工程は、
- 前記部分集合の変動数が所定の閾値未満となった場合に、前記部分集合の拡張を停止することを特徴とする請求項2に記載の被写体識別方法。
- [4] 前記リーフノード決定工程によって前記リーフノードとしてそれぞれ決定された前記

部分集合からなる母集合を所定個数の前記部分集合を含んだノード候補の集合としてあらわした分岐案について、前記分岐案による前記非被写体画像サンプルのアクセプト率を示す評価値を前記分岐案ごとにそれぞれ算出する評価値算出工程と、

前記評価値算出工程によって算出された前記評価値が最小となる前記分岐案に含まれる前記ノード候補のそれぞれを前記ルートノード直下のノードとして決定するとともに、前記ノード候補に複数の前記部分集合が含まれる場合には、当該ノード候補に含まれる前記部分集合の個数が1となるまで前記ノードの決定を繰り返すことで、全てのノードを決定する全ノード決定工程と

をさらに含んだことを特徴とする請求項1、2または3に記載の被写体識別方法。

[5] 前記評価値算出工程は、

前記リーフノード決定工程によって前記リーフノードとしてそれぞれ決定された前記部分集合および当該部分集合に対応する前記判別器について、いずれか1つの前記判別器に対していずれか1つの前記部分集合の入力を仮定したすべての組合せごとに前記非被写体画像サンプルのアクセプト率をそれぞれ算出し、該アクセプト率に基づいて前記分岐案についての前記評価値を算出することを特徴とする請求項4に記載の被写体識別方法。

[6] 前記評価値算出工程は、

前記分岐案に含まれるすべての前記ノード候補ごとに、当該ノード候補に含まれるすべての前記部分集合について最大の前記アクセプト率を当該ノード候補の代表アクセプト率としたうえで、前記分岐案に含まれる前記ノード候補の前記代表アクセプト率に基づいて前記分岐案についての前記評価値を算出することを特徴とする請求項5に記載の被写体識別方法。

[7] 前記全ノード決定工程は、

前記ノードとして決定された前記ノード候補に複数の前記部分集合が含まれる場合には、前記非被写体画像サンプルおよび当該ノード候補に含まれるすべての前記部分集合を入力としたLDAArray法による学習によって当該ノード候補に対応する前記判別器を導出することを特徴とする請求項4、5または6に記載の被写体識別方法

。

- [8] 前記判別器が前記非被写体画像サンプルを演算する段数が最小となるように当該判別器におけるLDAArray段数を決定するLDAArray段数決定工程をさらに含んだことを特徴とする請求項1～7のいずれか一つに記載の被写体識別方法。
- [9] 前記LDAArray段数決定工程は、
前記判別器に対応する前記ノードが配下ノードを有する場合には、当該ノードにおける前記LDAArray段数およびすべての前記配下ノードにおける前記LDAArray段数との総和である総LDAArray段数が最小となるように前記LDAArray段数を決定することを特徴とする請求項8に記載の被写体識別方法。
- [10] 木構造の各ノードにそれぞれ配置された判別器を用い、前記木構造の頂点であるルートノードから末端のリーフノードへ向かって前記判別器を適用していくことで被写体画像と非被写体画像とを識別する被写体識別プログラムであって、
被写体画像サンプルと非被写体画像サンプルとの分離に用いる複数の特徴量を両サンプルの分離度が高いほうから所定数だけ選択する特徴量選択手順と、
前記特徴量選択手順によって選択された前記特徴量について、前記非被写体画像サンプルと最も分離している前記被写体画像サンプルを最分離サンプルとして選択する最分離サンプル選択手順と、
前記最分離サンプル選択手順によって選択された前記最分離サンプルを含んだ部分集合を前記被写体画像サンプルから抽出するとともに前記部分集合に対応する前記判別器をLDAArray法による学習によって導出し、当該判別器に基づいて前記部分集合を拡張していくことで前記部分集合を決定する部分集合決定手順と、
前記部分集合決定手順によって決定された前記部分集合を前記被写体画像サンプルから除去したうえで、前記特徴量選択手順、前記最分離サンプル選択手順および前記部分集合決定手順を繰り返すことで得られた前記部分集合および当該部分集合に対応する前記判別器の組を前記リーフノードとしてそれぞれ決定するリーフノード決定手順と
をコンピュータに実行させることを特徴とする被写体識別プログラム。
- [11] 木構造の各ノードにそれぞれ配置された判別器を用い、前記木構造の頂点であるルートノードから末端のリーフノードへ向かって前記判別器を適用していくことで被写

体画像と非被写体画像とを識別する被写体識別装置であって、

被写体画像サンプルと非被写体画像サンプルとの分離に用いる複数の特徴量を両サンプルの分離度が高いほうから所定数だけ選択する特徴量選択手段と、

前記特徴量選択手段によって選択された前記特徴量について、前記非被写体画像サンプルと最も分離している前記被写体画像サンプルを最分離サンプルとして選択する最分離サンプル選択手段と、

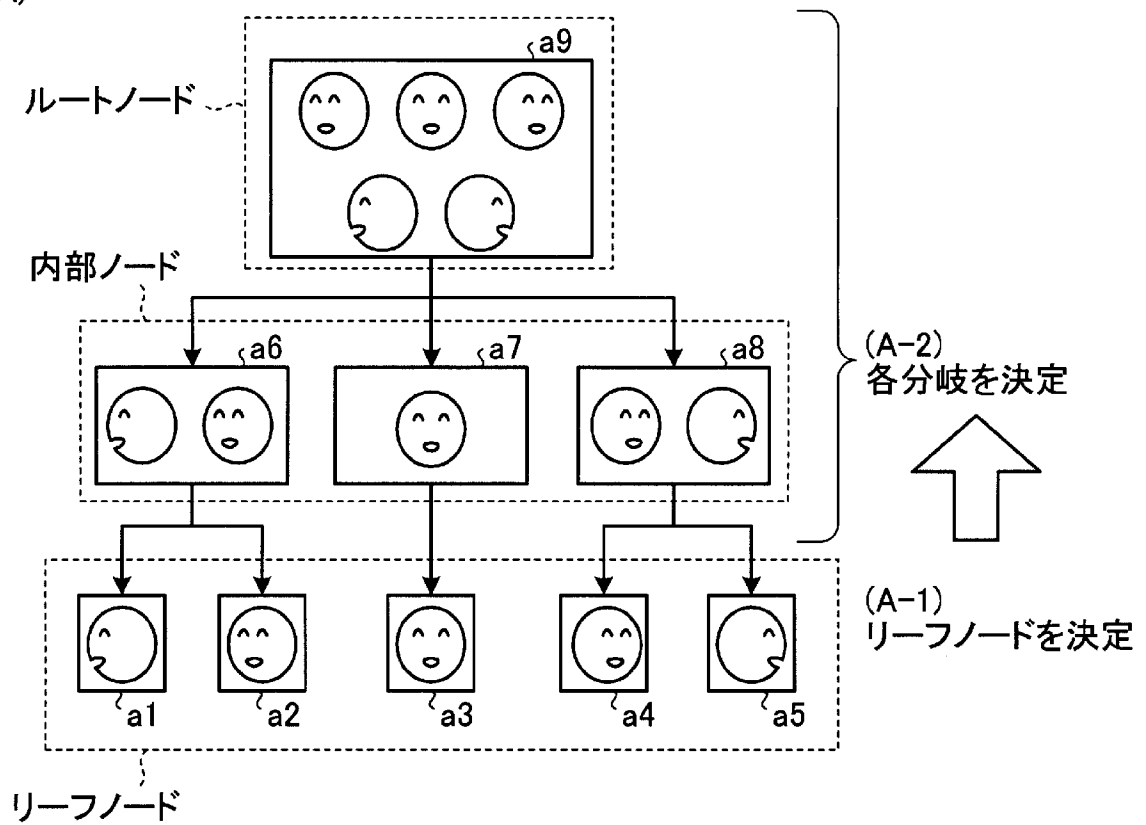
前記最分離サンプル選択手段によって選択された前記最分離サンプルを含んだ部分集合を前記被写体画像サンプルから抽出するとともに前記部分集合に対応する前記判別器をLDAArray法による学習によって導出し、当該判別器に基づいて前記部分集合を拡張していくことで前記部分集合を決定する部分集合決定手段と、

前記部分集合決定手段によって決定された前記部分集合を前記被写体画像サンプルから除去したうえで、前記特徴量選択手段、前記最分離サンプル選択手段および前記部分集合決定手段を繰り返すことで得られた前記部分集合および当該部分集合に対応する前記判別器の組を前記リーフノードとしてそれぞれ決定するリーフノード決定手段と

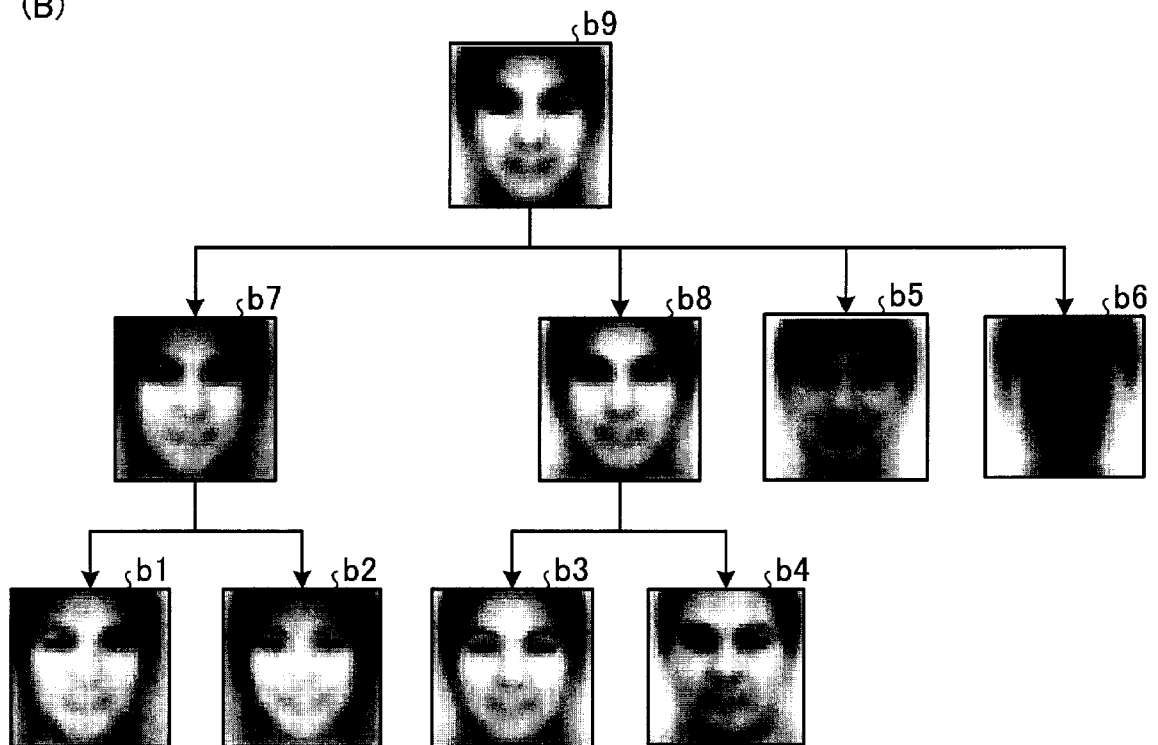
を備えたことを特徴とする被写体識別装置。

[図1]

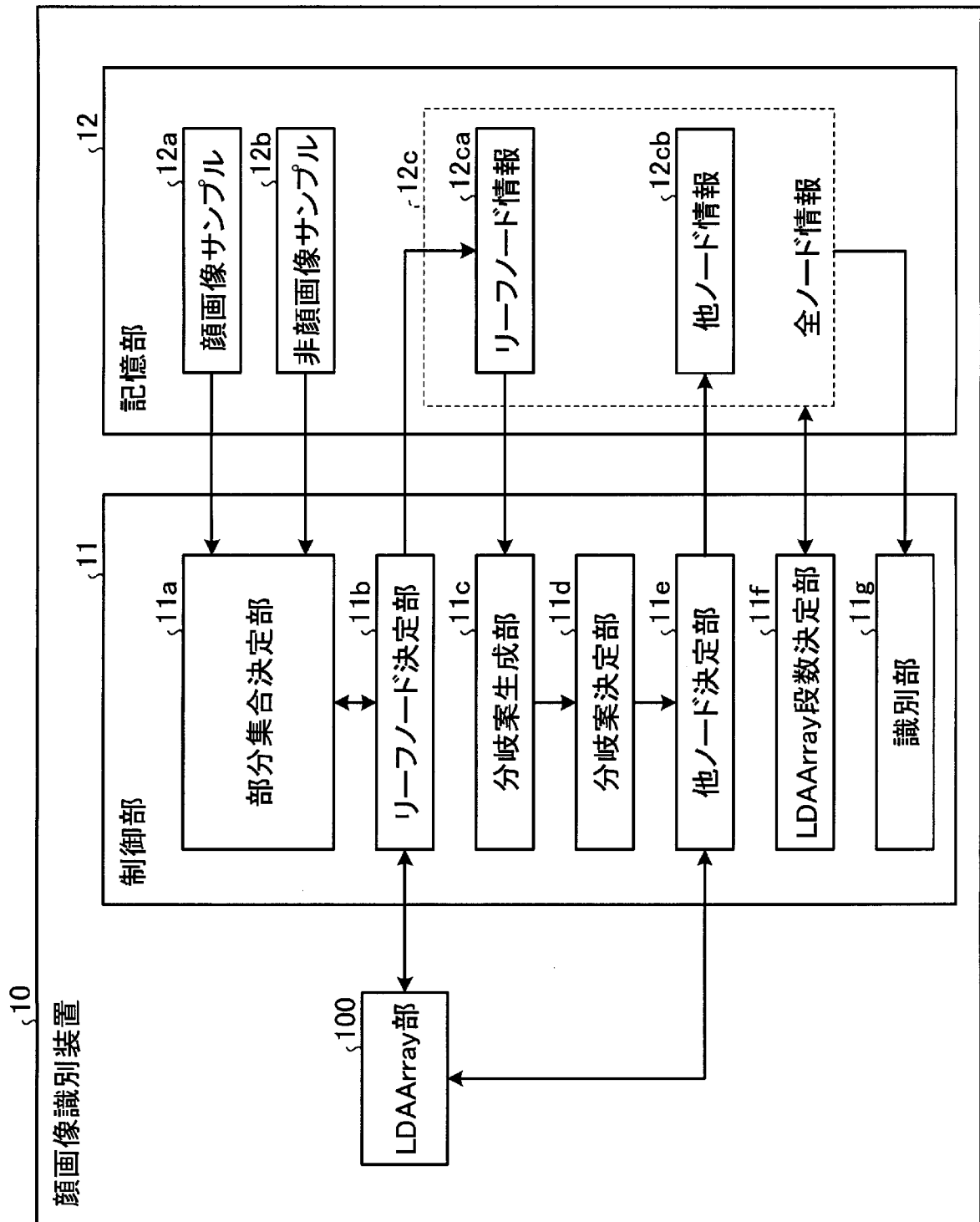
(A)



(B)

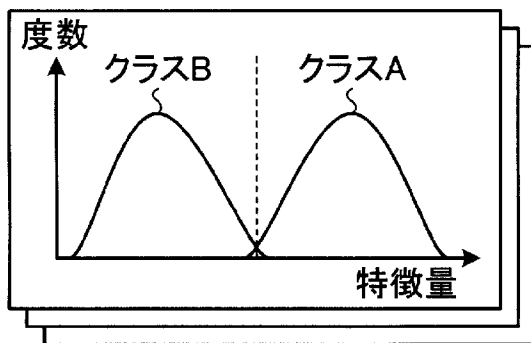


[図2]

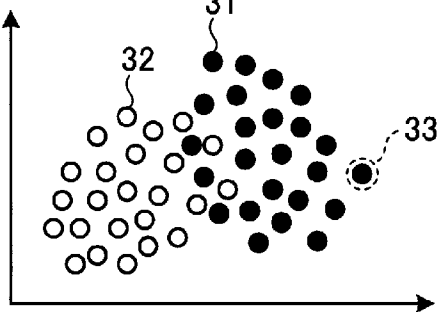


[図3]

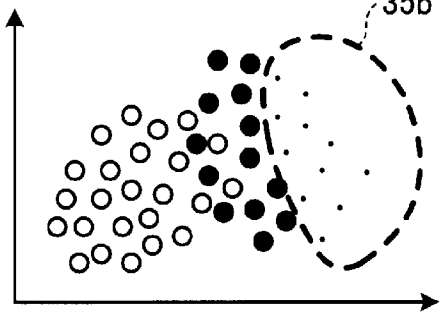
(A)



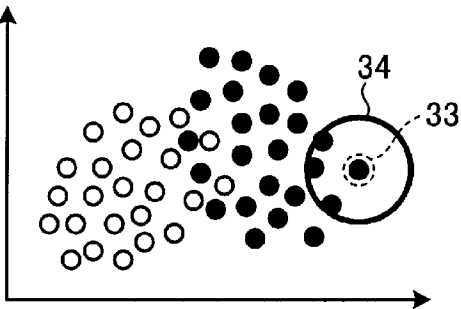
(B-1)



(B-4)



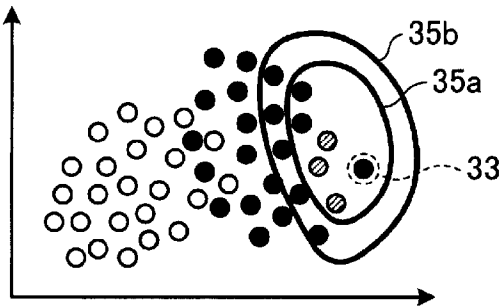
(B-2)



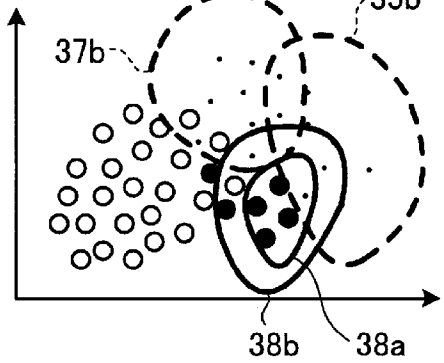
(B-5)



(B-3)

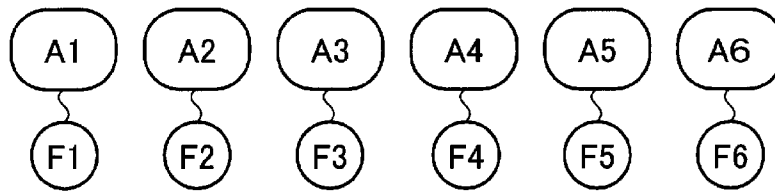


(B-6)

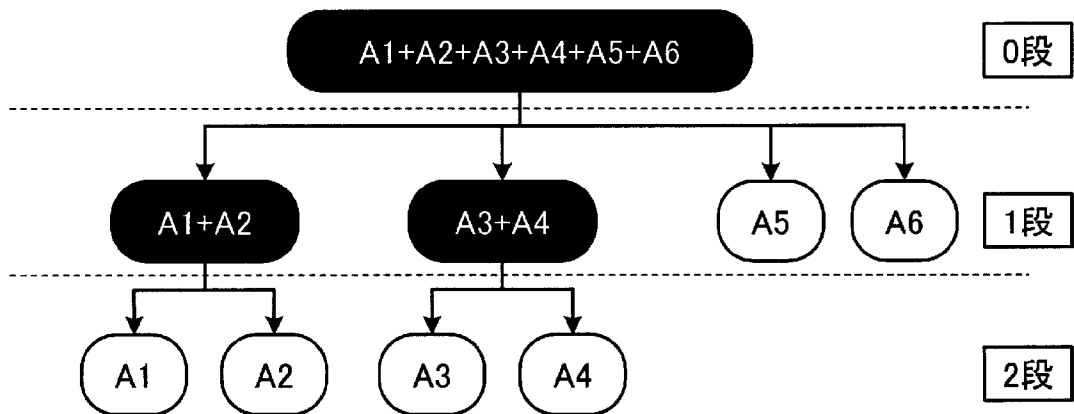


[図4]

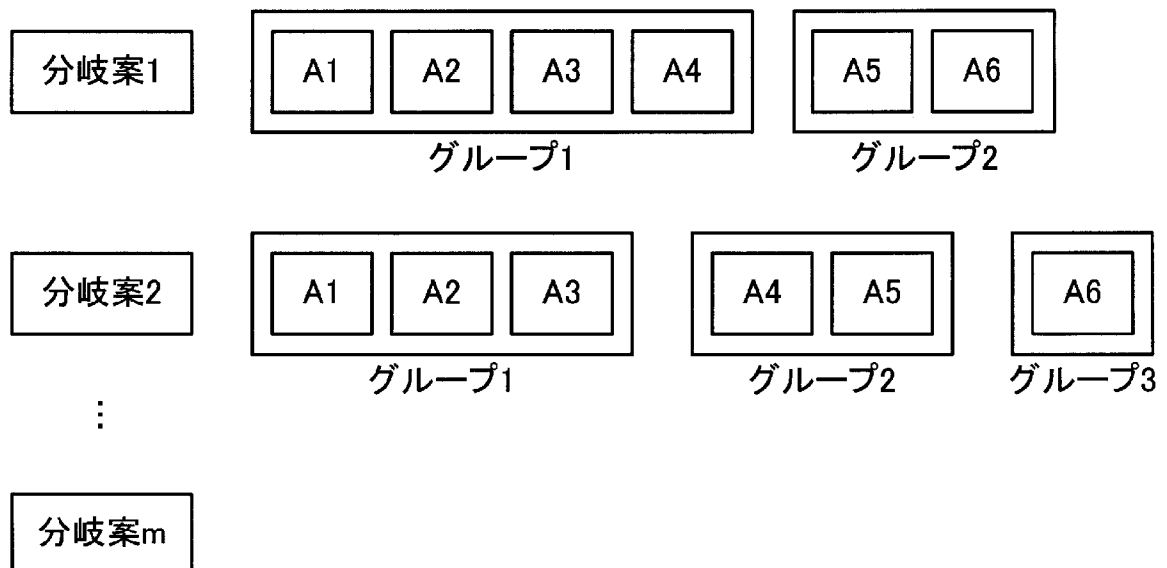
(A)



(B)

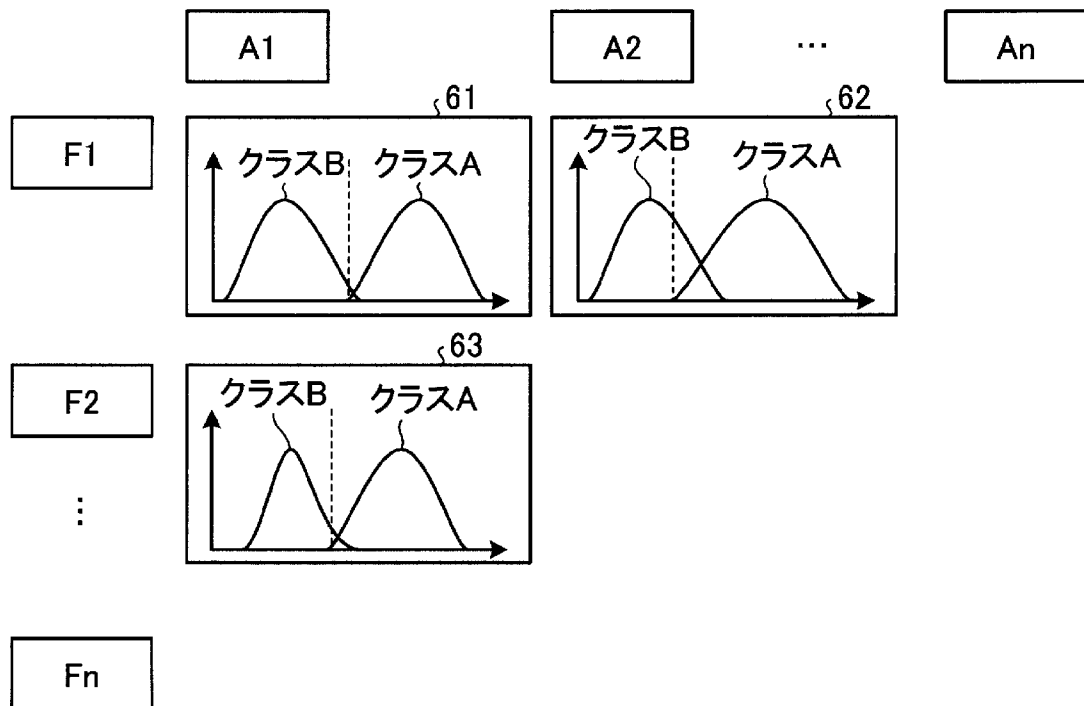


[図5]



[図6]

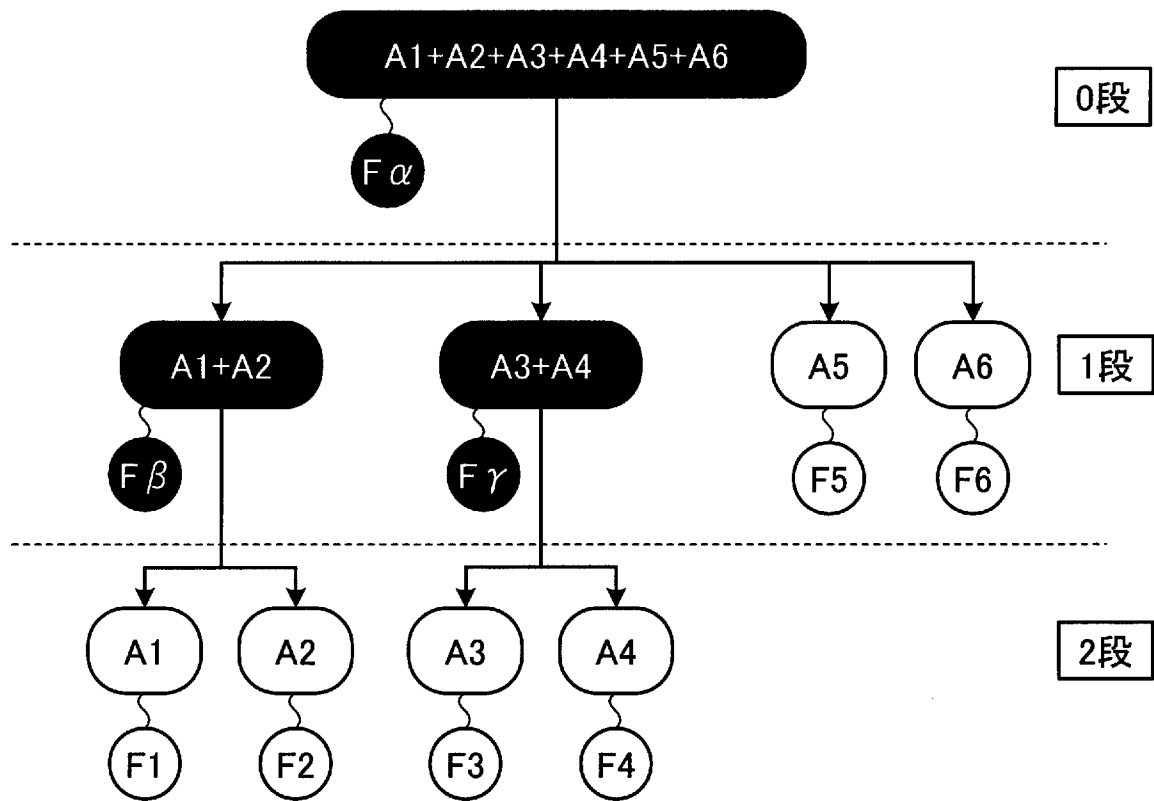
(A)



(B)

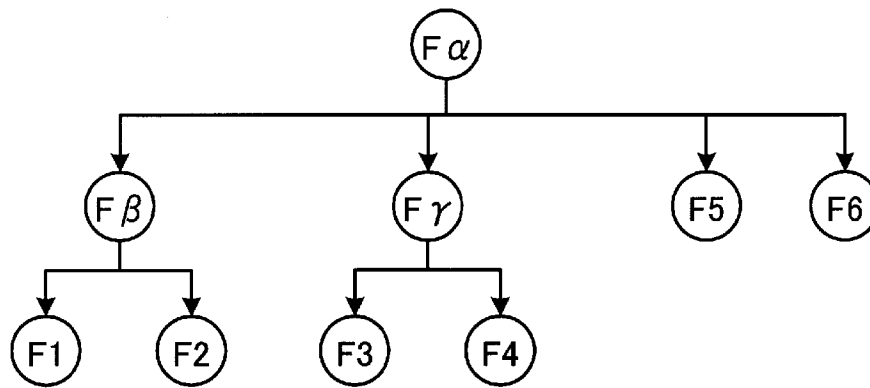
各組合せにおけるクラスBのアクセプト率					
	A1	A2	A3	...	An
64 F1	1%	70%	30%	...	...
65 F2	50%	2%	60%	...	...
F3	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Fn	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

[図7]



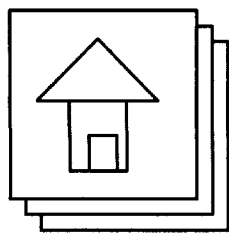
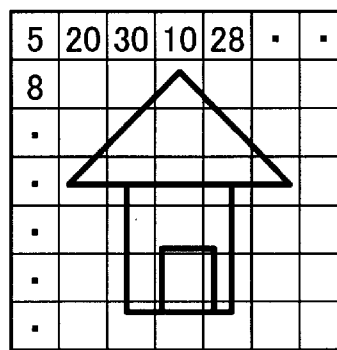
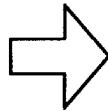
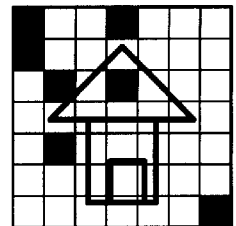
[図8]

(A)

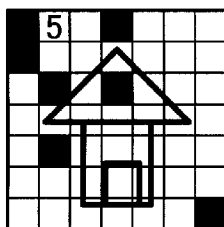
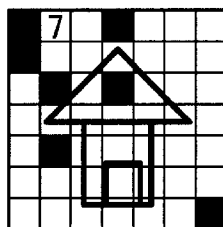
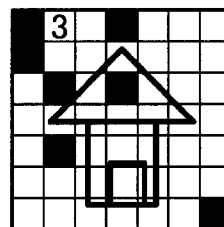
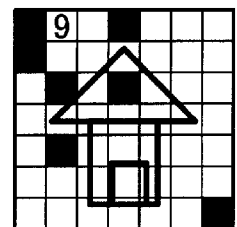


(B)

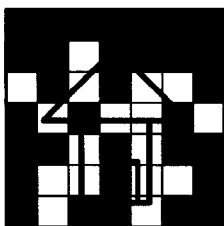
クラスBの画像群

 $F\alpha$ で照合所定のLDAArray段数
以下の画素をマスク

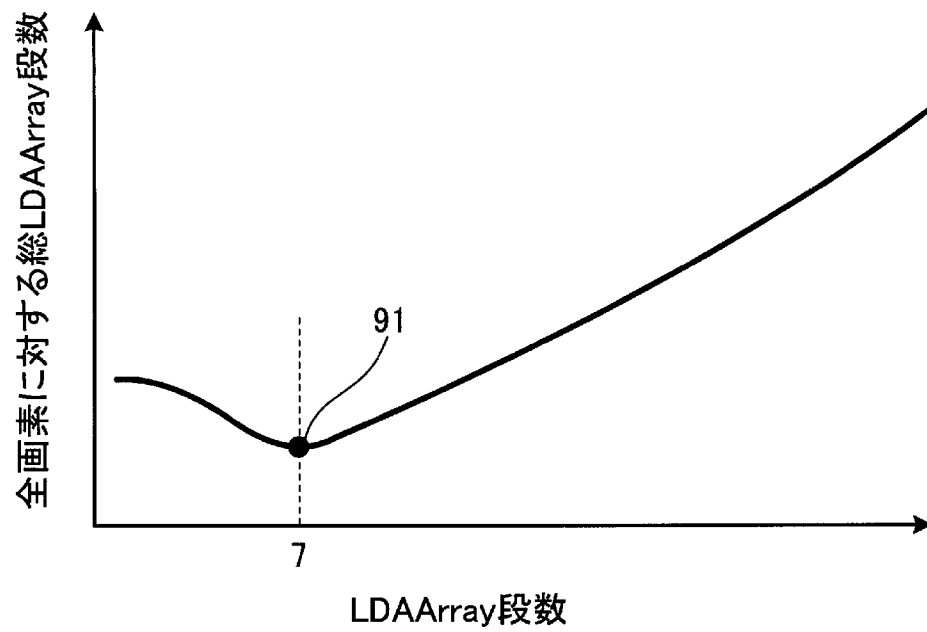
(C)

 $F\beta$ で照合 $F\gamma$ で照合 $F5$ で照合 $F6$ で照合

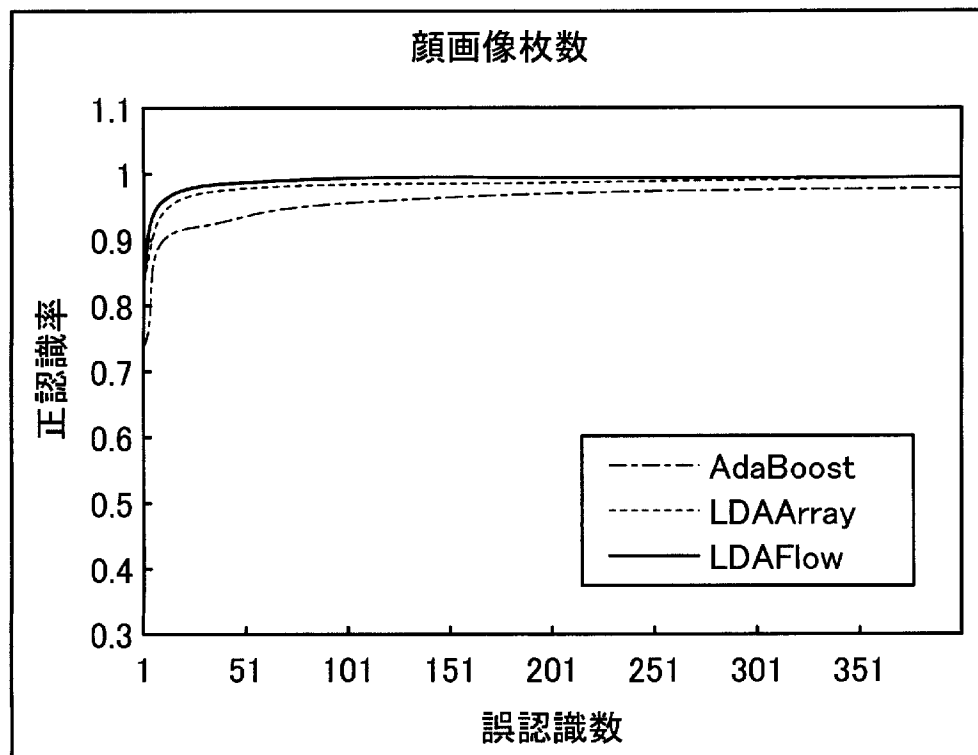
(D)

 $F1$ で照合

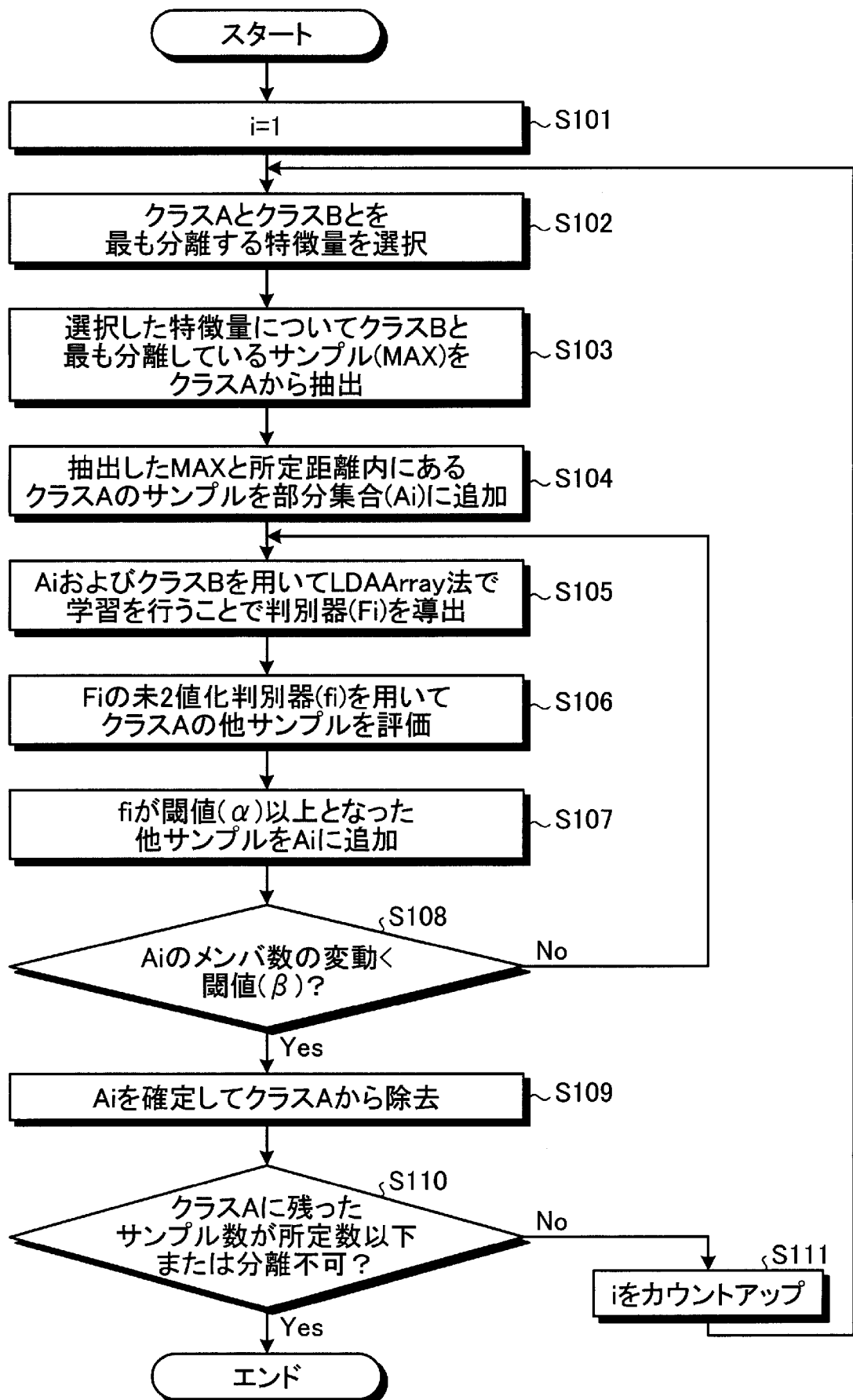
[図9]



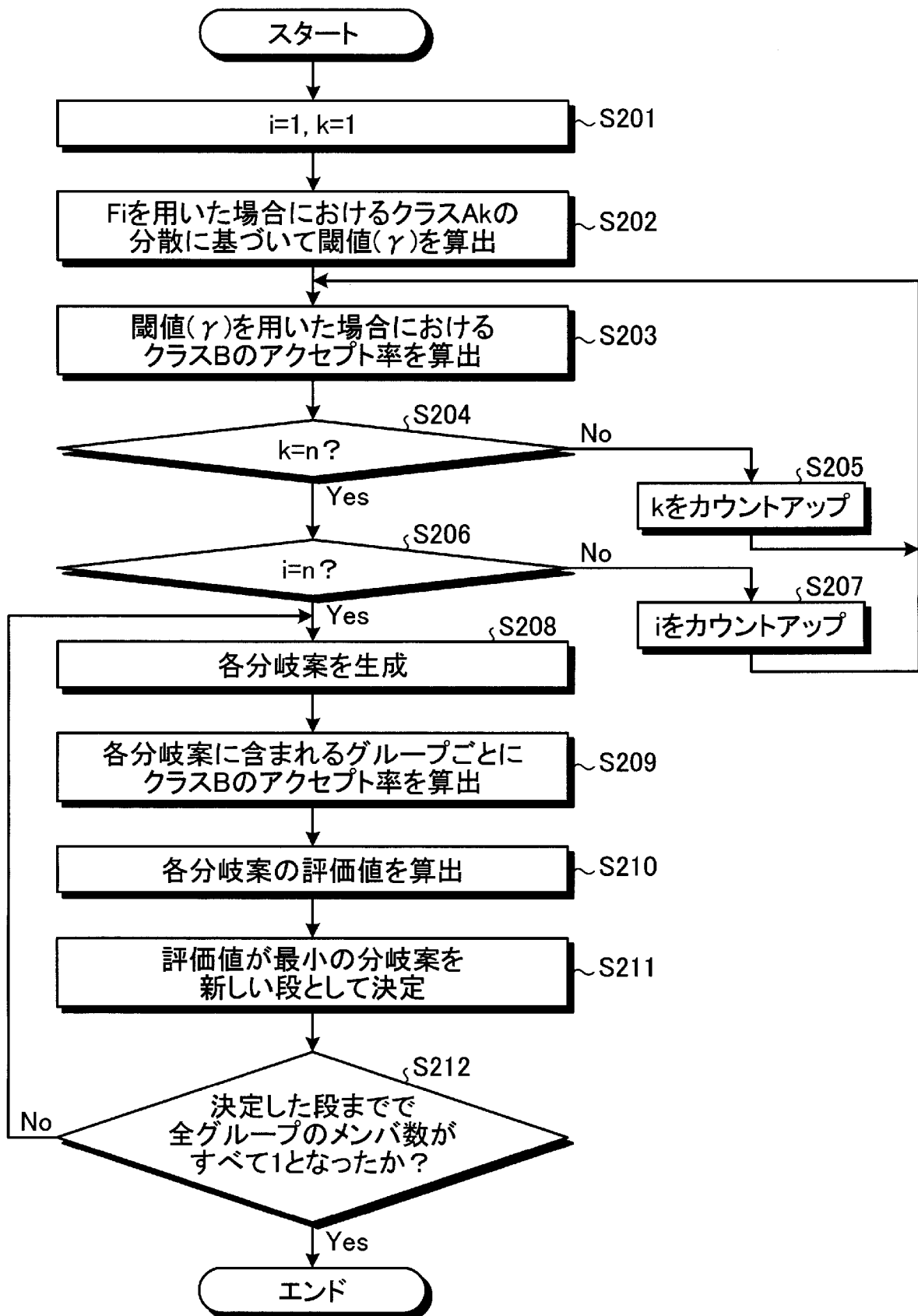
[図10]



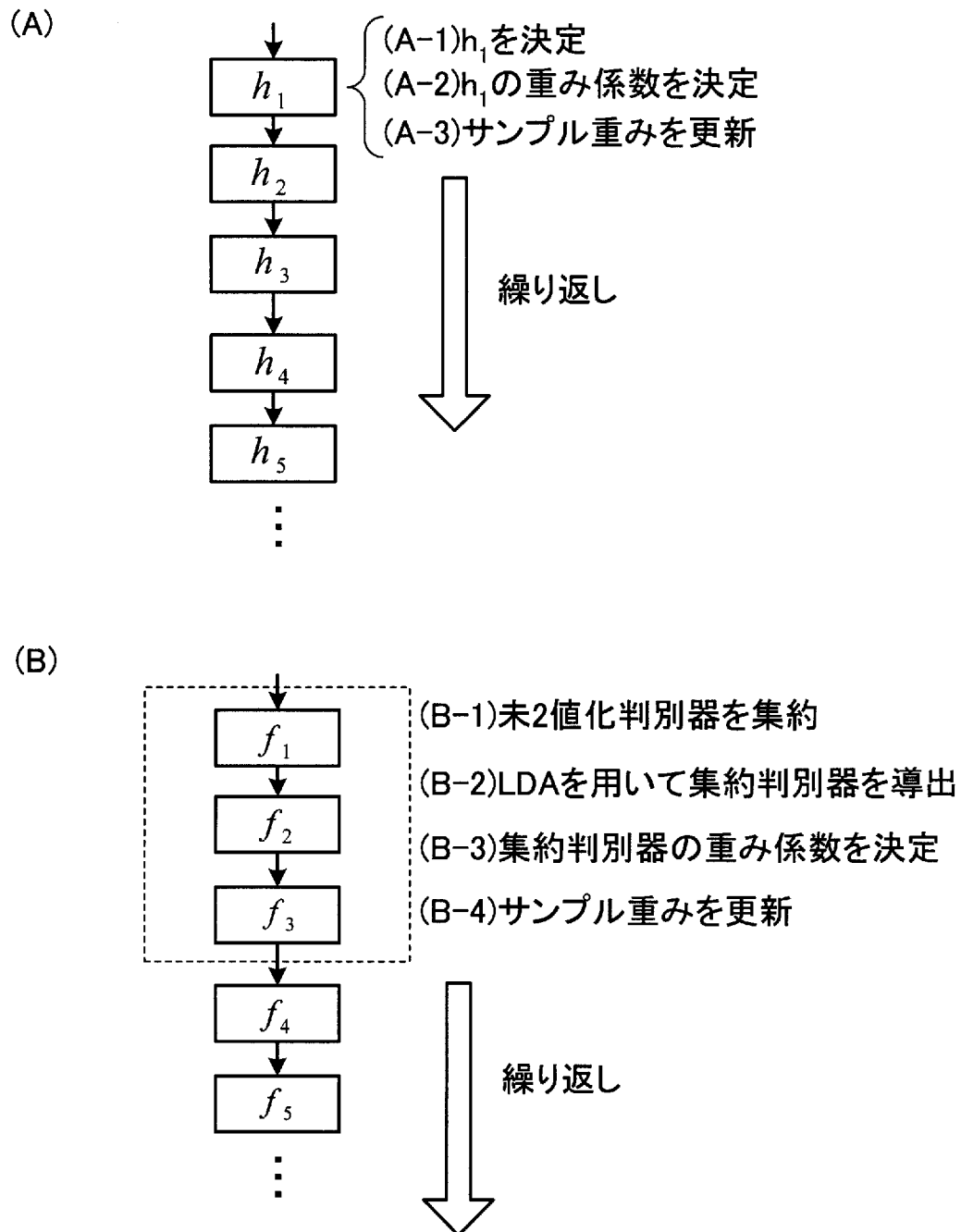
[図11]



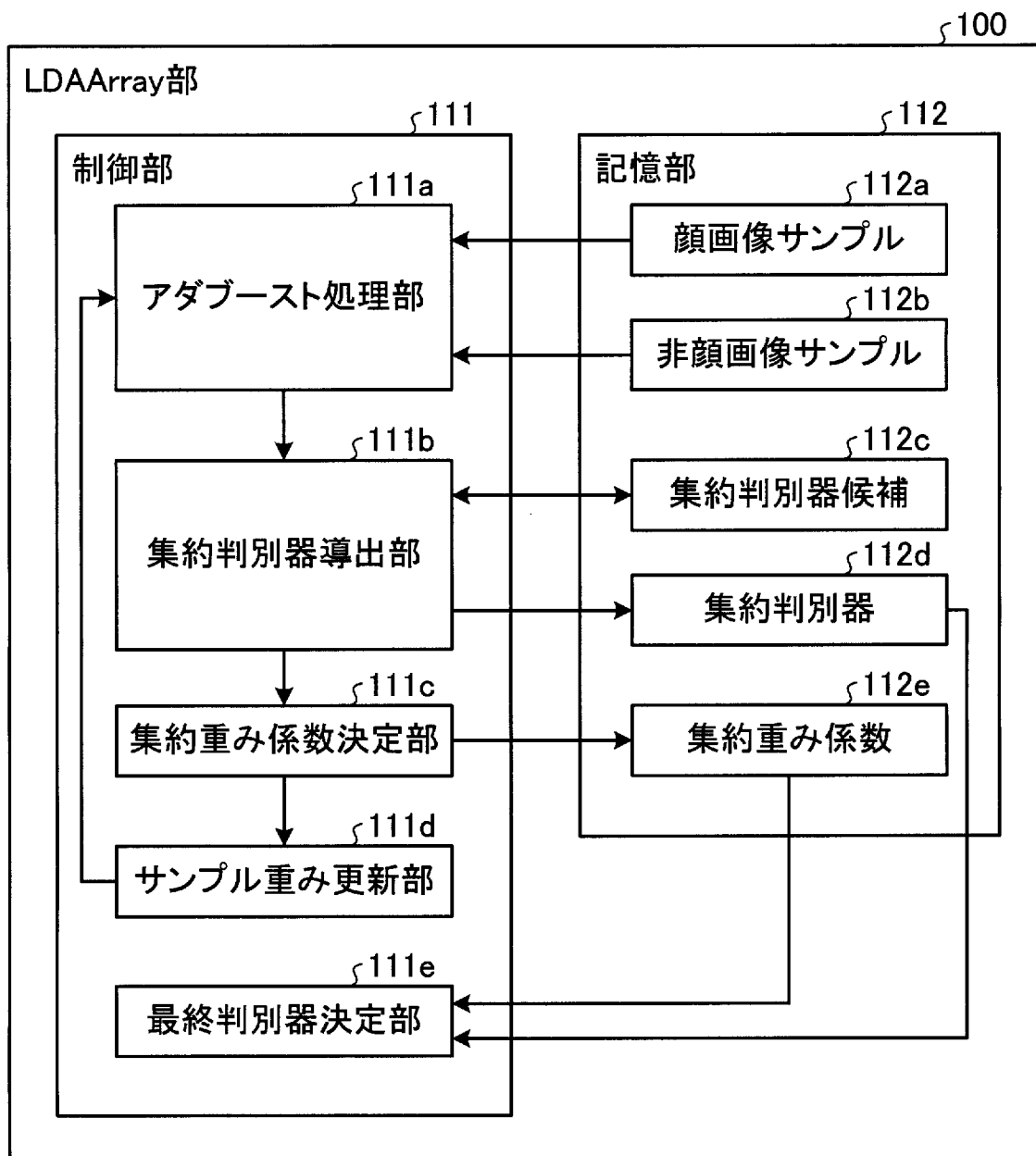
[図12]



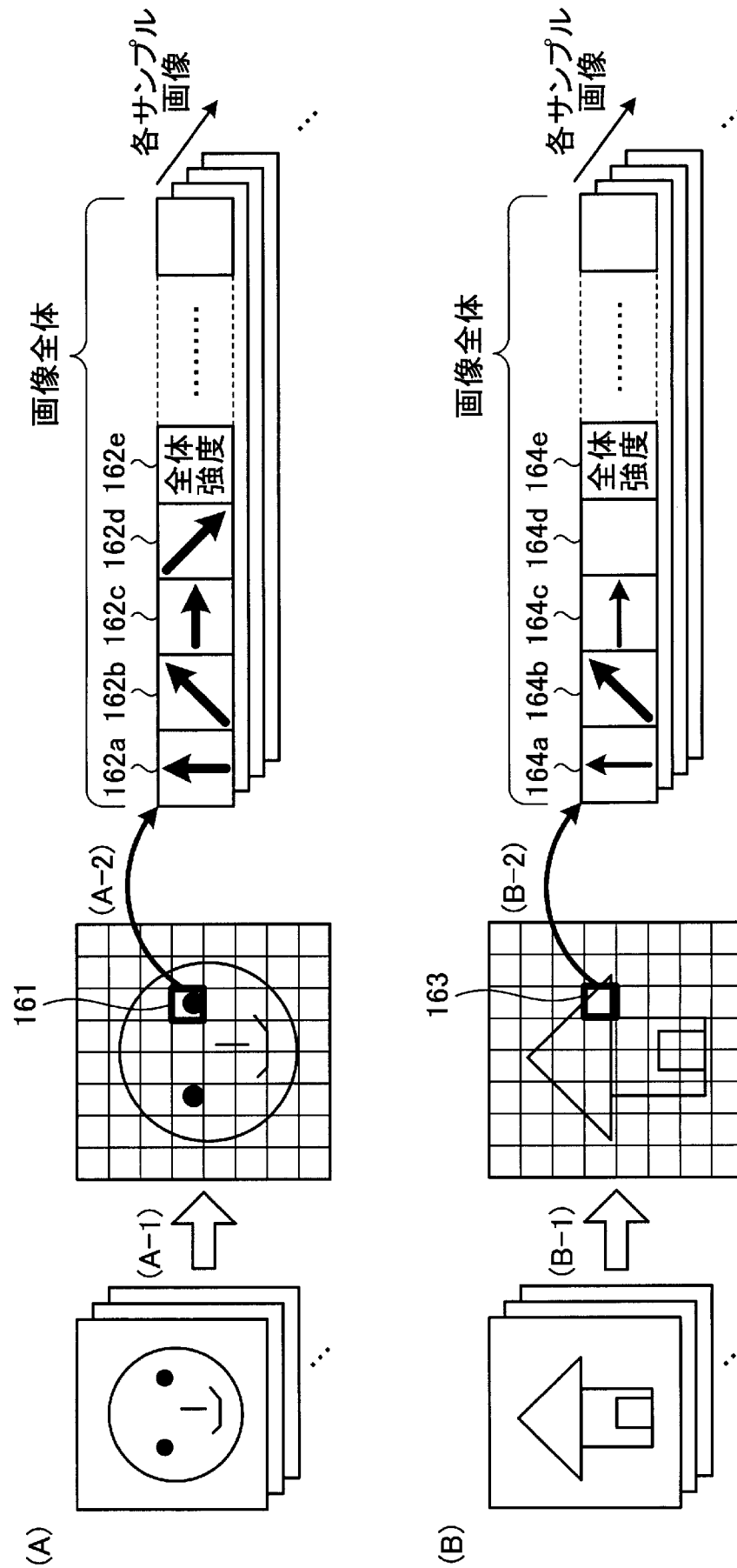
[図13]



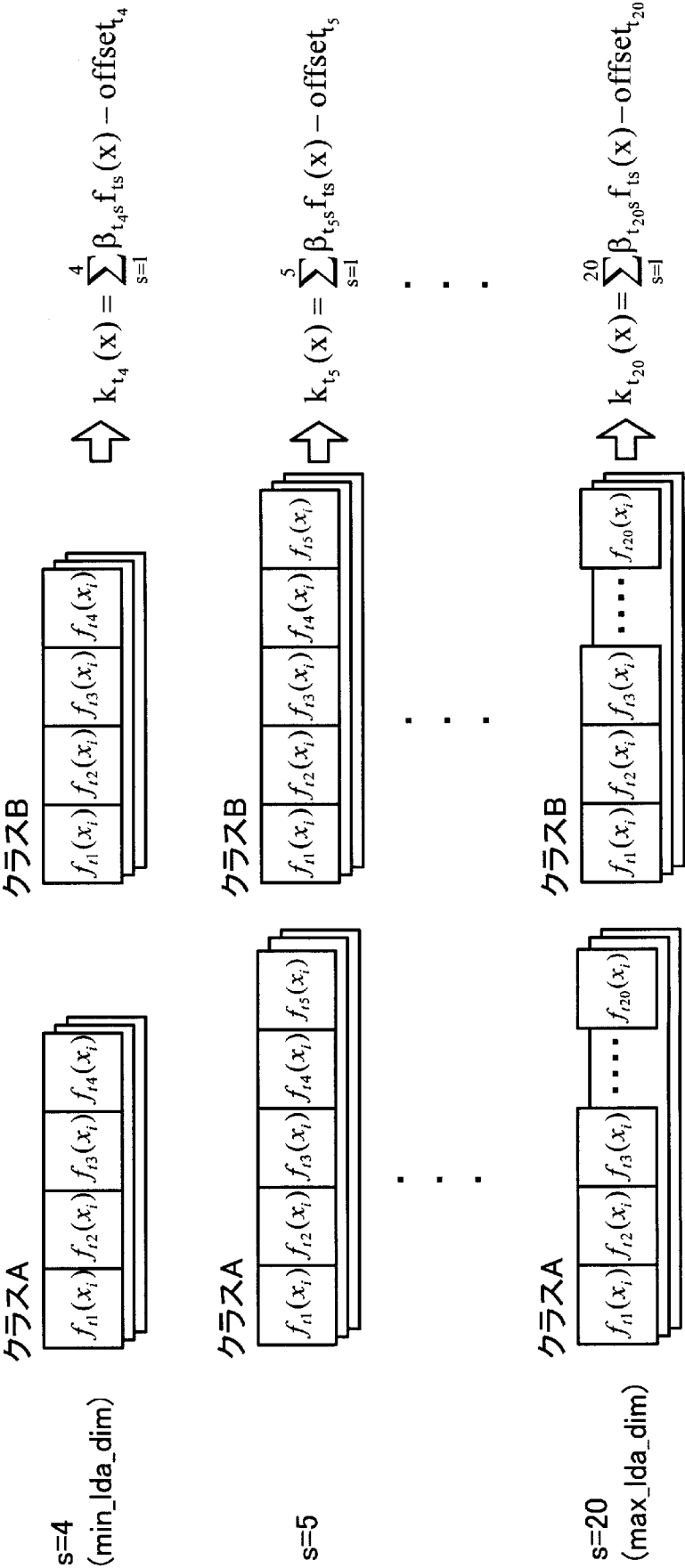
[図14]



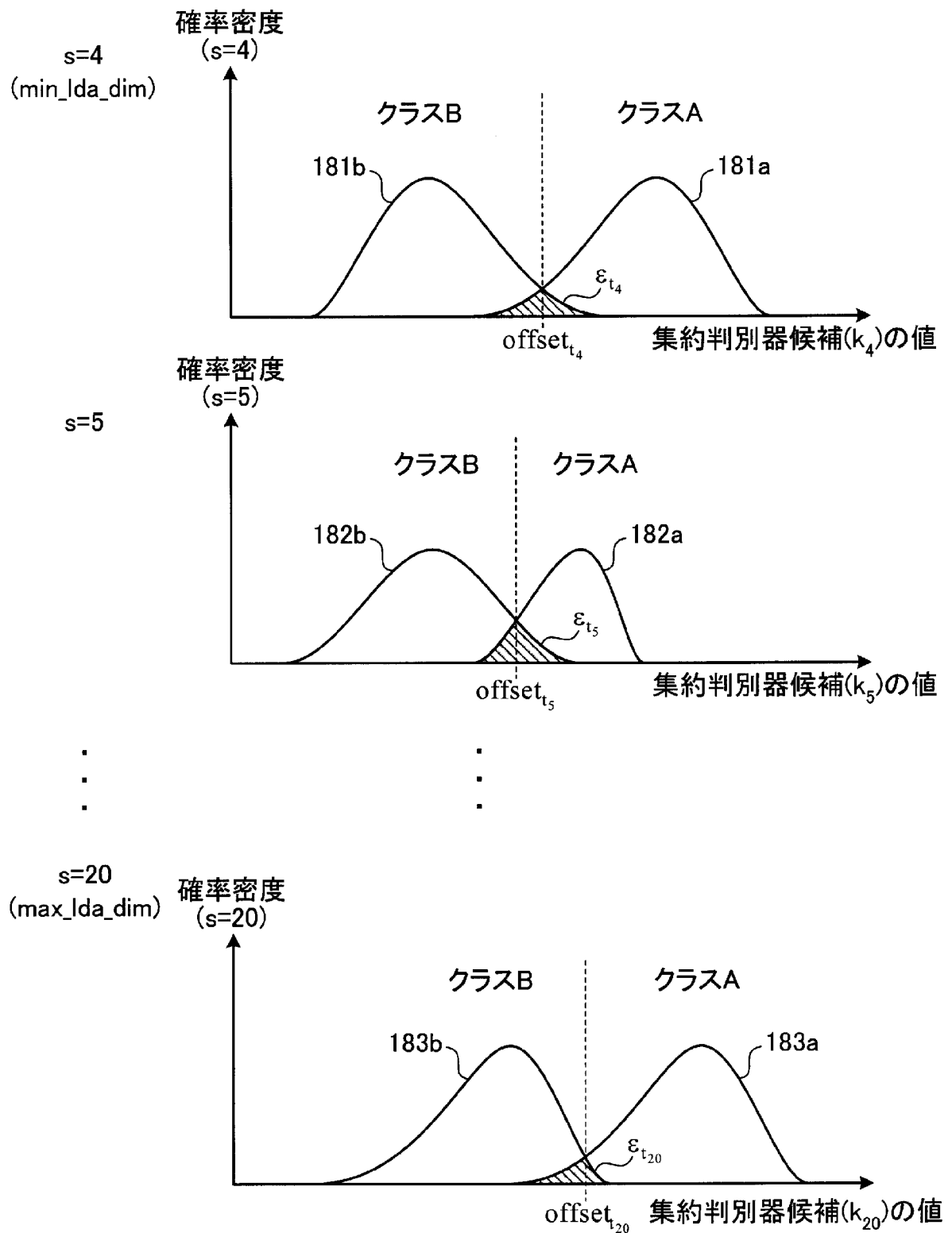
[図15]



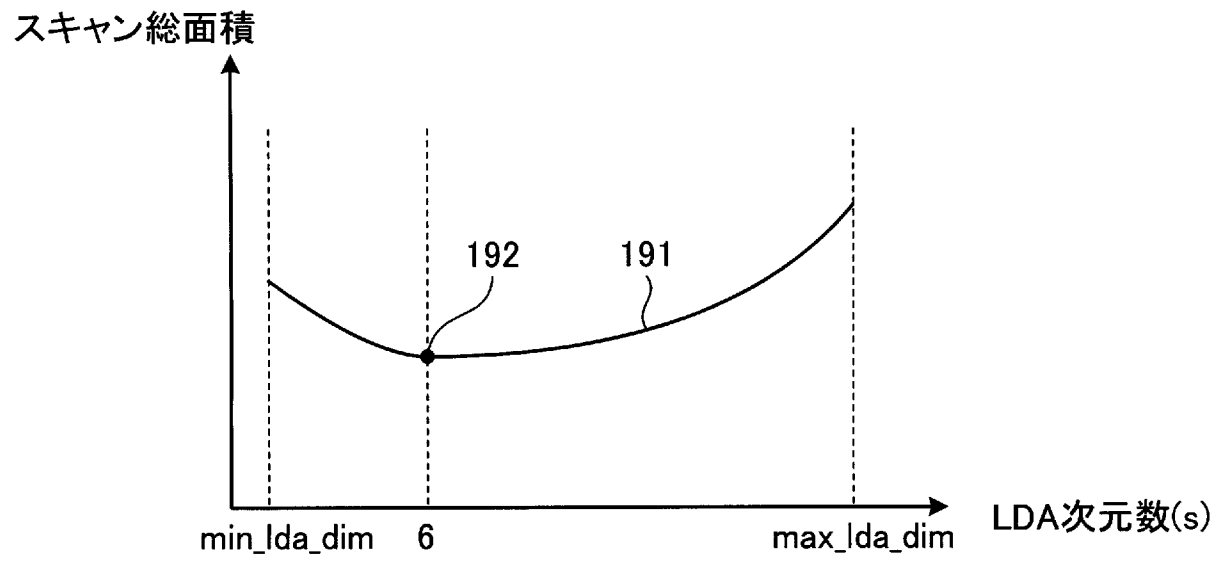
[図16]



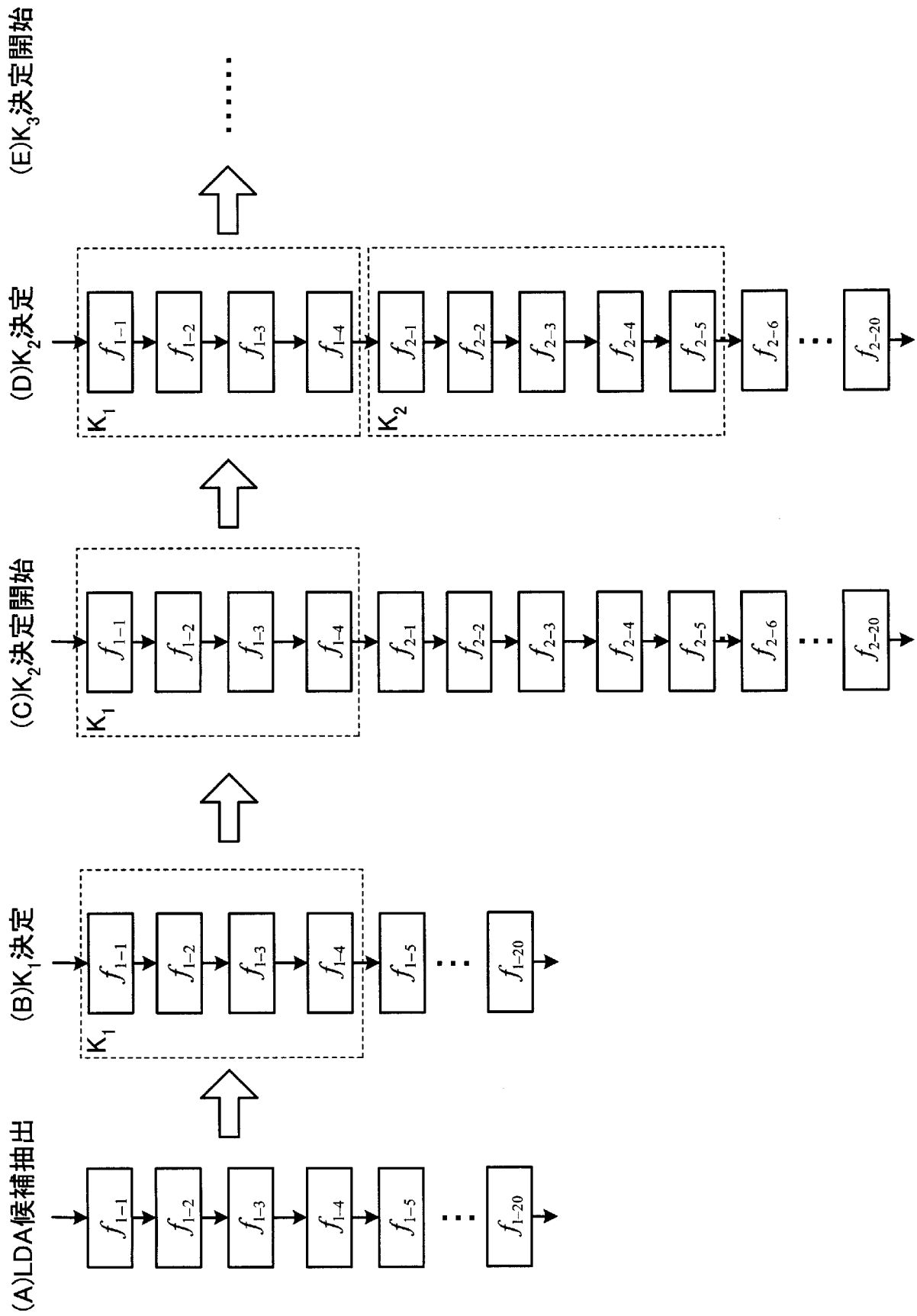
[図17]



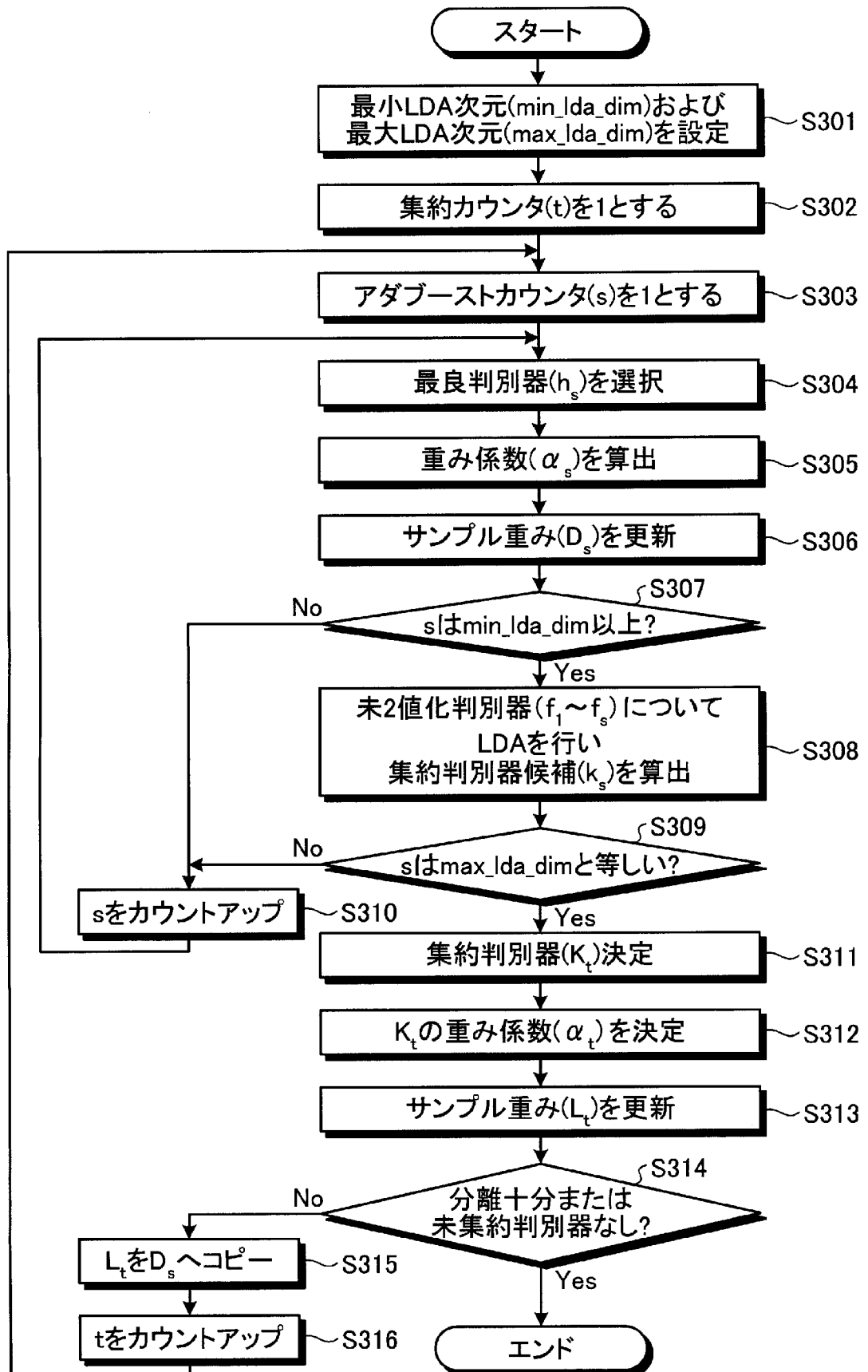
[図18]



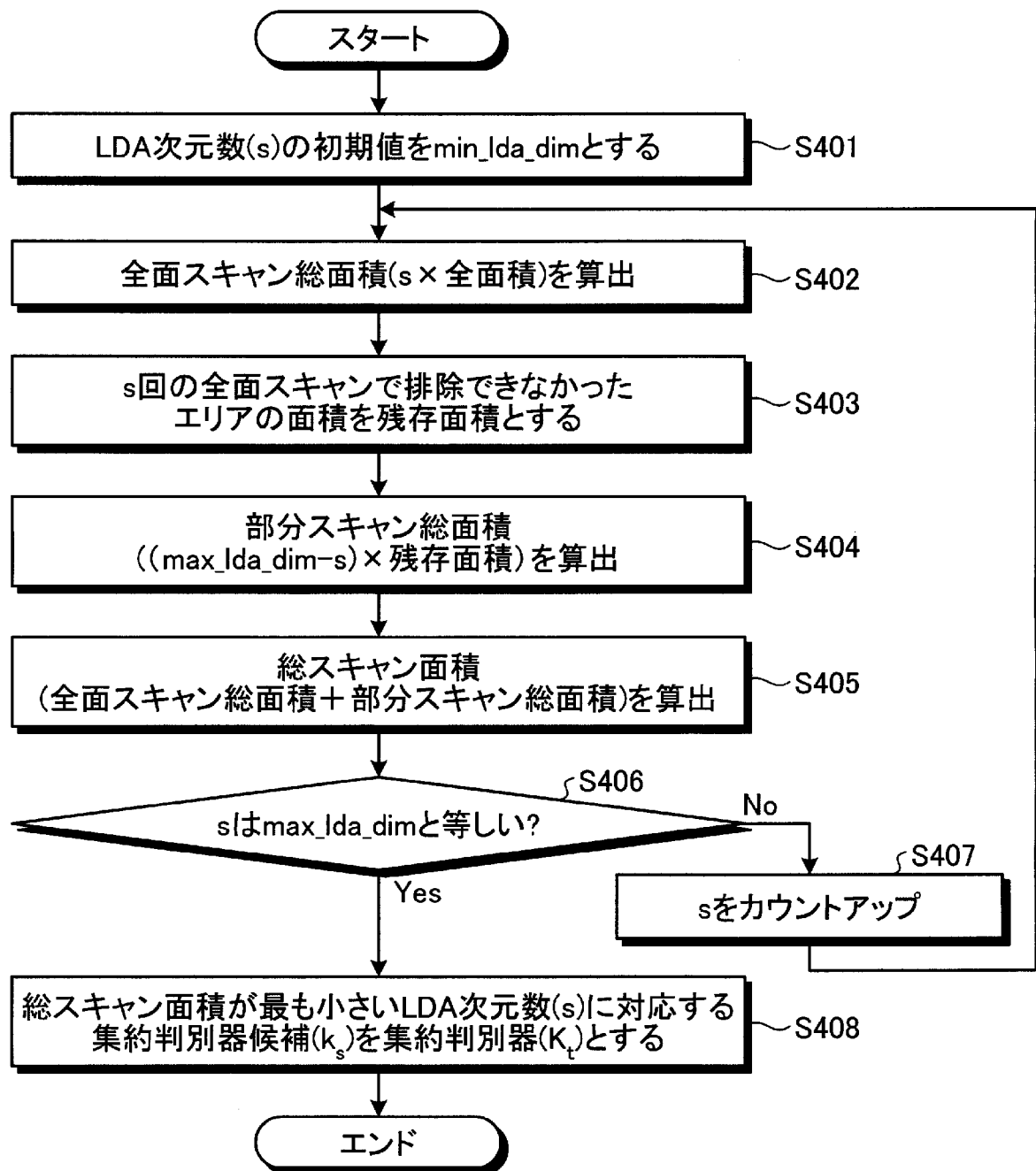
[図] 19



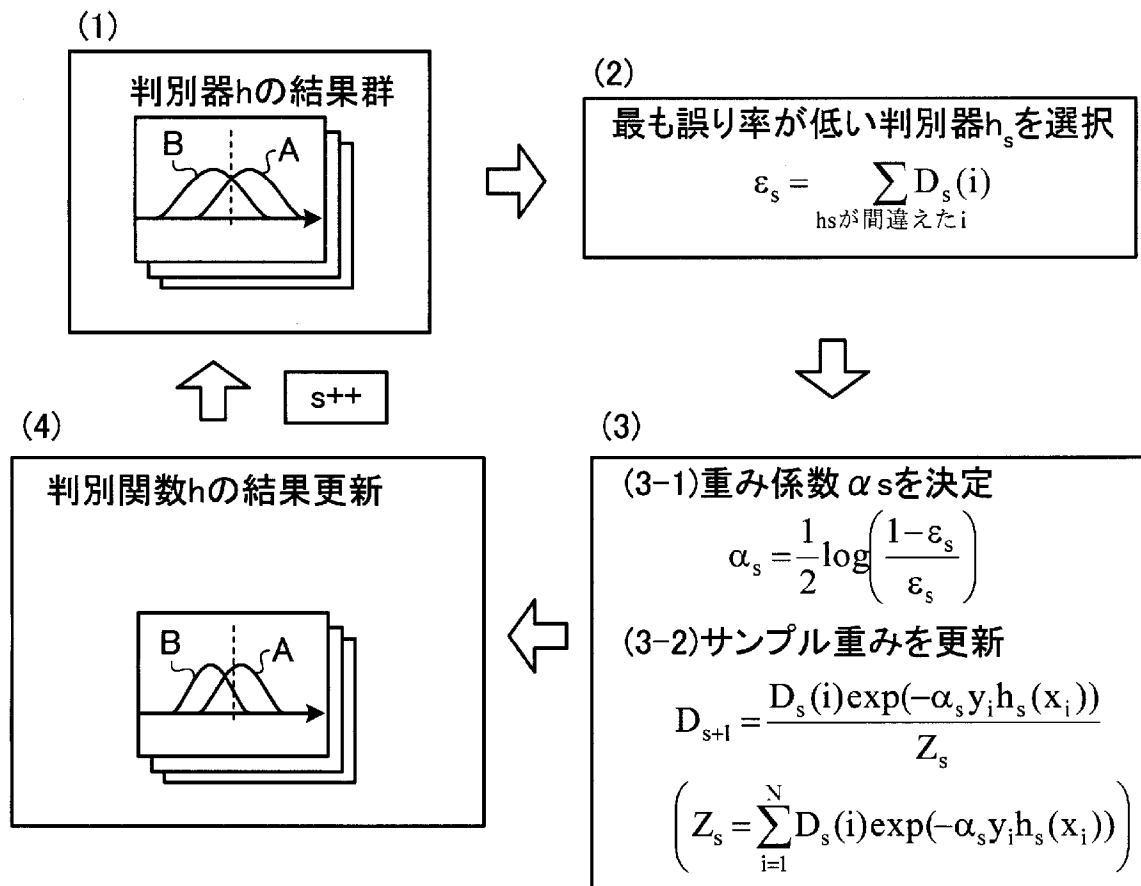
[図20]



[図21]



[図22]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2009/056230

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	1996-2009
Kokai Jitsuyo Shinan Koho	1971-2009	Toroku Jitsuyo Shinan Koho	1994-2009

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.
A	JP 2002-14816 A (International Business Machines Corp.), 18 January, 2002 (18.01.02), Full text; all drawings & US 7310624 B1 & US 2007/0288417 A1 & GB 2369697 A	1-11
A	KANNO et al., "Tadan Ryushi Filter o Mochiita Buttai Ninshiki no Heiretsu Jisso", IEICE Technical Report SIS, 05 June, 2008 (05.06.08), Vol.108, No.85, pages 11 to 16	1-11
A	MURATA, "Boosting no Kikagakuteki Kosatsu", IEICE Technical Report NC, 10 October, 2002 (10.10.02), Vol.102, No.381, pages 37 to 42	1-11

☐ Further documents are listed in the continuation of Box C.

☐ See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

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

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

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

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

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

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

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

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

"&" document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search
23 April, 2009 (23.04.09)

Date of mailing of the international search report
12 May, 2009 (12.05.09)

Name and mailing address of the ISA/
Japanese Patent Office

Authorized officer

Facsimile No.

Telephone No.

A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（I P C））

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（I P C））

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	1 9 2 2－1 9 9 6 年
日本国公開実用新案公報	1 9 7 1－2 0 0 9 年
日本国実用新案登録公報	1 9 9 6－2 0 0 9 年
日本国登録実用新案公報	1 9 9 4－2 0 0 9 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
A	JP 2002-14816 A（インターナショナル・ビジネス・マシーンズ・コーポレーション）2002.01.18, 全文, 全図 & US 7310624 B1 & US 2007/0288417 A1 & GB 2369697 A	1-11
A	菅野, 外 2 名, 多段粒子フィルタを用いた物体認識の並列実装, 電子情報通信学会技術研究報告 S I S, 2008.06.05, V o l . 1 0 8, N o . 8 5, p . 1 1 ~ 1 6	1-11

☒ C 欄の続きにも文献が列挙されている。☐ パテントファミリーに関する別紙を参照。

* 引用文献のカテゴリー

「A」特に関連のある文献ではなく、一般的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

2 3 . 0 4 . 2 0 0 9

国際調査報告の発送日

1 2 . 0 5 . 2 0 0 9

国際調査機関の名称及びあて先

日本国特許庁（I S A / J P）

郵便番号 1 0 0 - 8 9 1 5

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

5 H

9 7 4 9

電話番号 0 3 - 3 5 8 1 - 1 1 0 1 内線 3 5 3 1

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 請求項の番号
A	村田，B o o s t i n g の幾何学的考察，電子情報通信学会技術研究報告N C，2002.10.10，V o l． 1 0 2，N o． 3 8 1，p． 3 7 ～ 4 2	1-11