

(19) 世界知的所有権機関
国際事務局



(43) 国際公開日
2003年6月26日 (26.06.2003)

PCT

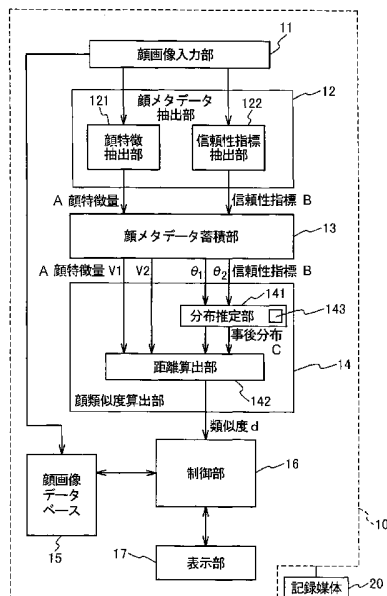
(10) 国際公開番号
WO 03/052690 A1

- (51) 国際特許分類7: G06T 1/00, 7/00
- (21) 国際出願番号: PCT/JP02/13114
- (22) 国際出願日: 2002年12月16日 (16.12.2002)
- (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 2001-381530
2001年12月14日 (14.12.2001) JP
- (71) 出願人 (米国を除く全ての指定国について): 日本電気株式会社 (NEC CORPORATION) [JP/JP]; 〒108-8001 東京都港区芝五丁目7番1号 Tokyo (JP).
- (72) 発明者; および
- (75) 発明者/出願人 (米国についてののみ): 亀井 俊男 (KAMEI, Toshio) [JP/JP]; 〒108-8001 東京都港区芝五丁目7番1号 日本電気株式会社内 Tokyo (JP).
- (74) 代理人: 工藤 実, 外 (KUDOH, Minoru et al.); 〒140-0013 東京都品川区南大井6丁目24番10号 カドヤビル6階 Tokyo (JP).
- (81) 指定国 (国内): CN, US.
- (84) 指定国 (広域): ヨーロッパ特許 (DE, FR, GB).
- 添付公開書類:
— 国際調査報告書

[続葉有]

(54) Title: FACE META-DATA CREATION AND FACE SIMILARITY CALCULATION

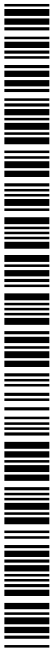
(54) 発明の名称: 顔メタデータ生成と顔類似度算出



(57) Abstract: A face feature is extracted by a face feature extracting section (121), and a reliability index is extracted by a reliability extracting section (122) to output it as face meta-data. Information such as on a parameter associated with the posterior distribution of when the reliability index of face meta-data is obtained is estimated by using the reliability index by a distribution estimating section (141). The similarity of the features is calculated by a distance calculating section (142). Thus, the precision of face recognition is improved, and practical face matching can be conducted.

- 11...FACE IMAGE INPUT UNIT
- 12...FACE META-DATA EXTRACTING UNIT
- 121...FACE FEATURE EXTRACTING SECTION
- 122...RELIABILITY INDEX EXTRACTING SECTION
- A...FACE FEATURE
- B...RELIABILITY INDEX
- 13...FACE META-DATA STORAGE UNIT
- 141...DISTRIBUTION ESTIMATING SECTION
- C...POSTERIOR DISTRIBUTION
- 142...DISTANCE CALCULATING SECTION
- 14...FACE SIMILARITY CALCULATING UNIT
- d...SIMILARITY
- 15...FACE IMAGE DATABASE
- 16...CONTROL UNIT
- 17...DISPLAY UNIT
- 20...RECORDING MEDIUM

[続葉有]



WO 03/052690 A1



2文字コード及び他の略語については、定期発行される各PCTガゼットの巻頭に掲載されている「コードと略語のガイダンスノート」を参照。

(57) 要約:

顔特徴抽出部121により、顔特徴量を抽出するとともに、信頼性指標抽出部122によって信頼性指標を抽出し、顔メタデータとして出力する。マッチング時には顔メタデータの信頼性指標を用いて、その信頼性指標が得られた時の事後分布に関するパラメータ等の情報を分布推定部141により推定し、距離算出部142により、特徴量間の類似度を算出する。これにより、顔認識の精度が向上し、実用的な顔のマッチングを行うことができる。

明 細 書

顔メタデータ生成と顔類似度算出

技術分野

本発明は、顔同定や顔識別、顔の表情認識、顔による男女識別、顔による年齢判別等に利用可能な技術に関する。特に、本発明は、静止画像や動画画像に映されている顔情報に関するメタデータを生成するメタデータ生成、顔類似度算出およびメタデータのマッチング技術に関する。

背景技術

メタデータとは、一般に、データの意味を記述あるいは代表するデータであり、顔認識の場合には、主に静止顔画像や動画画像などの顔データに関するデータを意味する。

映像・画像や音声などのマルチメディアコンテンツに対するメタデータの標準化活動として、MPEG-7 (Moving Pictures Experts Group-7) の活動が広く知られている。この中で顔認識に関するメタデータの記述子として、顔認識記述子が提案されている (A. Yamada 他編, "MPEG-7 Visual part of experimental Model Version 9.0," ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 N3914, 2001)。

この顔認識記述子では、切り出され、正規化された顔画像に対して、一般的に固有顔と呼ばれる部分空間法の一種

を用いて、顔画像の特徴量を抽出するための基底行列が求められる。この基底行列に基づいて画像中から顔特徴量が抽出される。これがメタデータとして扱われる。この顔特徴量に対する類似度として重み付け絶対値距離を用いることが提案されている。

また、顔認識に関する技術には様々な方法があることが知られている。例えば、主成分分析、あるいは、判別分析に基づく固有顔による方法などが知られている。主成分分析は、たとえば、Moghaddam 他による "Probabilistic Visual Learning for Object Detection" (IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 17, No. 7, pp. 696-710, 1997) で知られている。また、判別分析は、例えば W. Zhao 他による "Discriminant Analysis of Principal Components for Face Recognition" (Proceedings of the IEEE Third International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 336-341, 1998) で知られている。

また、指紋画像から得られた特徴量に対して部分空間法が適用される際に、品質指標を導入し、適応的にパターン間の距離を測る方法も知られている。例えば、T. Kamei and M. Mizoguchi による "Fingerprint Preselection Using Eigenfeatures" (Pro

ceedings of the 1998 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 918-923, 1998, 特開平 10-177650 号公報) である。

しかしながら、上記従来技術では、十分な顔認識の精度を得られなかった。

上記記述に関連して、特徴ベクトルの部分固有空間への射影による特徴選択を用いたパターン認識装置が、特開平 10-55412 号公報に開示されている。この従来例のパターン認識装置は、多種類の文字パターンの識別を目的として、特徴選択の手法を用いて特徴ベクトルの次元数を削減することにより認識処理の高速化を図っており、入力パターンの特徴を表現する特徴ベクトルを用いて入力パターンを認識する。入力特徴ベクトル抽出部は、入力パターンの特徴を表現する入力特徴ベクトルを抽出する。正規直交基底記憶部は、元特徴空間の部分固有空間の正規直交基底を保持する。認識辞書部は、1つ以上の各認識対象パターンに対応し前記部分固有空間上で規定される各辞書選択特徴ベクトルを記憶している。特徴選択部は、正規直交基底記憶部が記憶する正規直交基底を用いて、入力特徴ベクトル抽出部が抽出した入力特徴ベクトルの部分固有空間への射影である入力選択特徴ベクトルを算出する。照合部は、特徴選択部が算出した入力選択特徴ベクトルと認識辞書部が記憶する各辞書選択特徴ベクトルとを照合することによって、入力選択特徴ベクトルに対応する入力パターン

の種類を認識する。

また、対象物検出装置が特開平 1 1 - 3 0 6 3 2 5 号公報に開示されている。この従来例の対象物検出装置は、処理が比較的簡単で、しかも、被識別対象物を正確に検出することを目的としている。画像入力部は、画像を入力し、記憶部は、検出する被識別対象物画像の特徴的な領域に対応して複数の判定要素取得領域を設定した領域モデルを記憶している。位置指定部は、画像入力部により入力した入力画像、又は予め画像入力部により入力し、画像処理を施した画像に対して記憶部に記憶した領域モデルを当てはめる被照合局所領域位置を順次指定する。判定要素取得部は、この位置指定部にて指定した位置に領域モデルを順次当てはめる毎に、この領域モデルの各判定要素取得領域から判定要素を取得する。マハラノビス距離判定部は、この判定要素取得部が取得した各判定要素取得領域の判定要素に基づいてマハラノビス距離計算を行い、被照合局所領域の画像が被識別対象物画像か否かの判定を行う。こうして、判定部の判定結果により被識別対象物の検出を行う。

また、顔識別・照合方法が特開 2 0 0 0 - 1 3 2 6 7 5 号公報に開示されている。この従来例の顔識別・照合方法は、比較する 2 つの顔画像が異なった撮影条件や異なった撮影時期に撮影されたものである場合でも安定した識別を行うこと目的としている。その方法では、撮影条件または撮影時期の違いによる画像変動の特徴が分類されたクラス毎に予め学習されている。撮影条件または撮影時期の少な

くとも1つが異なる2枚の顔画像の差からクラスが選択され、2枚の顔画像から選択されたクラスの画像変動の特徴量が小さく特徴量をそれぞれ求め、2枚の顔画像の特徴量により顔識別・照合を行っている。画像変動の特徴は、撮影条件または撮影時期の異なる2つの画像の差画像の標本集合を複数用意し、各クラス毎に主成分分析を行って主成分と各主成分方向の標本分布の分散の大きさを求める。画像変動の特徴のクラスタの選択は、入力された2枚の顔画像の差の画像と各クラスの主成分によって張られる空間との距離を算出し、算出された距離が最も近いクラスを選択する。

また、画像処理装置が特開2000-187733号公報に開示されている。この従来の画像処理装置は、学習用サンプルとして、左右に向いた顔及び斜めに傾いた顔等を用意しなくて済むようにすることを目的としている。画像処理装置では、画像群生成部は、左右対称配置の第1リファレンス用画像群から左右対称な第2リファレンス用画像群を作成する。特徴情報抽出部は、第1リファレンス用画像群と当第2リファレンス用画像群の両方を用いて特徴情報を抽出する。判定部は、特徴情報抽出部により抽出された特徴情報と入力画像とを比較して、入力画像が第1リファレンス用画像群と同じパターンの画像からなるか否かを判定する。第1リファレンス用画像群が、人間の顔画像でもよい。

発明の開示

そこで、本発明の目的は、顔認識の精度を向上させることが可能な顔メタデータ生成技術および顔類似度算出技術を提供することである。

本発明の他の目的は、さらに実用的な顔のマッチングシステムを構築するための技術を提供することにある。

本発明によれば、顔画像から信頼性が抽出されて、その信頼性に応じて適応的にパターン間の類似度が算出され、顔認識の精度を向上させることができる。

本発明の第1の観点によれば、顔メタデータ生成装置は、画像の顔画像部に関するメタデータを生成する。顔メタデータ生成装置は、画像から顔特徴量を抽出する顔特徴抽出部と、画像から顔特徴量に対する信頼性を表す信頼性指標を抽出する信頼性指標抽出部とを備え、顔特徴量および信頼性指標を顔メタデータとして生成する。

信頼性指標抽出部は、信頼性指標として、画像のコントラスト指標を抽出することができる。画像のコントラスト指標として、画像中の画素値の最大値と最小値との差が抽出される。あるいは、画像のコントラスト指標として、画像中の画素値の分散あるいは標準偏差が抽出される。

さらに、信頼性指標として、画像の非対称性指標が抽出されてもよい。画像の非対称性指標としては、画像とその画像を左右反転した画像（以下、反転画像という。）との間の差分の最大値が抽出される。あるいは、画像の非対称性指標として、画像と反転画像との間の差分画像の画素値

のべき乗の和および平均のいずれかが抽出される。

信頼性指標抽出部は、画像のコントラスト指標を抽出する第1信頼性指標抽出部と、画像の非対称性指標を抽出する第2信頼性指標抽出部とを備えていてもよい。第1信頼性指標抽出部は、画像のコントラスト指標として、画像中の画素値の最大値と最小値の差を抽出し、第2信頼性指標抽出部は、画像の非対称性指標として、画像と反転画像との間の差分の最大値を抽出する。あるいは、第1信頼性指標抽出部は、画像のコントラスト指標として、画像中の画素値の分散および標準偏差の一方を抽出し、第2信頼性指標抽出部は、画像の非対称性指標として、画像と反転画像との間の差分画像の画素値のべき乗の和および平均の一方を抽出してもよい。

顔特徴抽出部は、画像から得られた特徴ベクトルを Λ とするときに、特徴ベクトル Λ の部分基底ベクトルによって特定される基底行列 U と特徴ベクトル Λ の平均ベクトル Ψ とを用いて特徴ベクトル $v = U^T (\Lambda - \Psi)$ を算出する。こうして、特徴ベクトル v は、顔特徴量として抽出される。基底行列 U は、顔画像サンプル集合 $[\Lambda]$ の主成分分析によって得られる基底ベクトルの中から選択された部分基底ベクトルによって特定される。基底行列 U は、基底行列と、顔画像を左右反転する画素値の変換と対応するように基底ベクトルの要素が入れ換えられた反転部分基底ベクトルによって特定される基底行列との線形和によって得ることもできる。特徴ベクトル Λ は、画像中の各画素値を要

素とするベクトルであるか、あるいは、画像をフーリエ変換し、得られる複素フーリエ成分の各成分の大きさを要素とするベクトルであってもよい。

本発明の他の観点によれば、顔類似度算出装置は、画像から抽出された顔特徴量とその顔特徴量に対する信頼性を表す信頼性指標とに基づいて類似度を算出する。こうして、顔類似度算出装置は、画像の顔情報に関するメタデータ間の類似度を算出する。

上記顔類似度算出装置は、比較する顔特徴量に対する信頼性指標を用いて、顔特徴量間の差ベクトルの事後分布に関するパラメータ情報を推定する分布推定部と、事後分布の対数尤度から導かれる顔特徴間の距離を類似度として算出する距離算出部とを有する。

距離算出部は、顔特徴量間の差ベクトルの事後分布が正規分布であるとして、信頼性指標における正規分布の対数尤度から導かれる適応的マハラノビス距離を類似度として算出する。

分布推定部は、信頼性指標 $[\theta_i]$ に対する差ベクトル s の各要素 k の分散 $\sigma_{s,k}([\theta_i])^2$ を推定し、距離算出部は、各要素 k の分散 $\sigma_{s,k}([\theta_i])^2$ を用いて適応的マハラノビス距離を計算する。

信頼性指標 $[\theta_i]$ に対する差ベクトル s の各要素 k の分散 $\sigma_{s,k}([\theta_i])^2$ をあらかじめ記憶する分散値テーブルが備えられ、分布推定部は、信頼性指標 $[\theta_i]$ に基づいて分散値テーブルを参照して分散を読み出し、その

分散を用いて適応的マハラノビス距離が計算されてもよい。

距離算出部は、顔特徴量間の差ベクトルの事後分布が混合分布であるとき、信頼性指標における混合分布の対数尤度から導かれる適応的混合マハラノビス距離を類似度として算出する。

比較する顔特徴量に対する信頼性指標を用いて、一致と見做すべきクラス内における顔特徴量間の差ベクトルの事後分布（クラス内分布）と、不一致と見做すべきクラス間における顔特徴量間の差ベクトルの事後分布（クラス間分布）とに関するパラメータ情報が推定され、推定されたパラメータ情報を用いてクラス内分布およびクラス間分布の比の対数尤度から導かれる顔特徴量間の距離を類似度として算出する。

クラス内分布およびクラス間分布がそれぞれ正規分布であるとき、信頼性指標におけるそれぞれの分布の比の対数尤度から導かれる適応的判別距離が類似度として算出される。

信頼性指標 $[\theta_i]$ に対する差ベクトル s の各要素 k のクラス内分散 $\sigma_{W,k}([\theta_i])^2$ およびクラス間分散 $\sigma_{B,k}([\theta_i])^2$ が推定され、適応的判別距離が類似度として算出されてもよい。

信頼性指標 $[\theta_i]$ に対する差ベクトル s の各要素 k のクラス内分散 $\sigma_{W,k}([\theta_i])^2$ およびクラス間分散 $\sigma_{B,k}([\theta_i])^2$ の推定のために、クラス内分散 $\sigma_{W,k}$

($[\theta_i]$)² をあらかじめ記憶する第1分散値テーブルと、クラス間分散 $\sigma_{B,k}$ ($[\theta_i]$)² をあらかじめ記憶する第2分散値テーブルとが備えられ、信頼性指標 $[\theta_i]$ に基づいて第1および第2分散値テーブルがそれぞれ参照されて分散を讀出し、読み出された分散を用いて適応的判別距離が計算されてもよい。

クラス内分布およびクラス間分布がそれぞれ混合分布であるとき、信頼性指標におけるそれぞれの混合分布の比の対数尤度から適応的混合判別距離が類似度として算出されてもよい。

本発明の第3の観点によれば、顔認識システムは、画像を入力する画像入力部と、顔画像を蓄積する顔画像データベース部とを有する。顔認識システムは、画像から抽出された顔特徴量とその顔特徴量に対する信頼性を表す信頼性指標顔とを顔メタデータとして生成する顔メタデータ生成部と、顔メタデータ生成部によって生成された顔メタデータを蓄積する顔メタデータ蓄積部と、顔特徴量とその顔特徴量に対する信頼性を表す信頼性指標とに基づいて顔類似度を算出する顔類似度算出部と、入力された指令に応じて、顔メタデータ生成部、顔メタデータ蓄積部および顔類似度算出部を制御し、顔画像のマッチングを実行する制御部とを備えている。

上述した顔メタデータ生成部および顔類似度算出部を用いることにより、高精度の顔画像マッチングを達成することができる。

図面の簡単な説明

図 1 は、本発明の一実施形態による顔画像マッチングシステムの構成を示すブロック図である。

発明を実施するための最良の形態

(発明の原理)

はじめに本発明の原理について説明する。一般に、パターン認識を行う際、認識されるべきクラスに対する学習データを大量に用意することが可能であるならば、その学習データに対する統計解析に基づいてパターンの分布関数が推定され、パターン認識機構を構築することができる。しかしながら、顔認識の場合、個人毎には 1 枚だけの登録画像しか得られず、ごく少数の登録画像しか許されないことが多い。このような場合であっても、顔の特徴ベクトルに対して信頼性指標という指標が与えられ、その指標に基づいてクラスを考えることとする。これにより、その信頼性指標に対するクラスの統計解析が行われ、パターンの分布関数が推定され、一枚の登録画像しか得られないような顔認識に対しても信頼性指標を通じた分布関数に基づくパターン認識機構を構築することができる。

以下、誤差分布に基づく場合のマハラノビス距離とクラス内分布やクラス間分布に基づく判別距離についての顔認識の原理について説明する。

いま、ある一人の顔を観測する場合を考える。誤差がない場合に顔画像から得られる特徴ベクトルを v_0 とし、誤

差ベクトル ε が重畳しているとする、実際に観測される観測ベクトル v は、以下の式 (1) により表される。

$$v = v_0 + \varepsilon \quad (1)$$

ここで、特徴ベクトル v_0 が 2 回観測されるとすれば、以下の式 (2) に示されるように、2 つの観測ベクトル v_1 と v_2 が得られる。

$$\begin{aligned} v_1 &= v_0 + \varepsilon_1 \\ v_2 &= v_0 + \varepsilon_2 \end{aligned} \quad (2)$$

いま、誤差ベクトル ε_1 、誤差ベクトル ε_2 に対して相関を持つ信頼性指標 θ_1 、信頼性指標 θ_2 がそれぞれ得られ、その事後分布が $p(\varepsilon | \theta_1)$ 、 $p(\varepsilon | \theta_2)$ であるとする。このような分布が得られたときの観測ベクトル v_1 と v_2 の差ベクトル s の事後分布が $p(s | \theta_1, \theta_2)$ と表されるとすれば、パターン間の類似度 $d(v_1, v_2)$ は、以下の式 (3) の対数尤度により表されることができるとする。

$$d(v_1, v_2) = -\ln p(s | \theta_1, \theta_2) \quad (3)$$

事後分布 $p(\varepsilon | \theta_1)$ 、 $p(\varepsilon | \theta_2)$ がそれぞれ正規分布であるとする、差ベクトル s の分布 $p(s | \theta_1, \theta_2)$ も正規分布となる。ここで、誤差ベクトルの事後分布を $p(\varepsilon | \theta_i)$ ($i = 1, 2$) とし、平均が 0 であるとい、共分散行列 $\Sigma_\varepsilon(\theta_i)$ の正規分布を考える。この場合、差ベクトル s の分布は、平均が 0 であり、共分散行列 $\Sigma_s(\theta_1, \theta_2)$ は式 (4) で表される。

$$\Sigma_s(\theta_1, \theta_2) = \Sigma_\varepsilon(\theta_1) + \Sigma_\varepsilon(\theta_2) \quad (4)$$

書き直すと、事後分布 $p(\mathbf{s} | \theta_1, \theta_2)$ は次式 (5) で表される。

$$p(\mathbf{s} | \theta_1, \theta_2) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N}{2}} |\sum_s(\theta_1, \theta_2)|^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{s}^T \sum_s(\theta_1, \theta_2)^{-1} \mathbf{s}\right) \quad (5)$$

従って、式 (3) は、次式 (6) に示されるように、共分散行列 $\Sigma_\varepsilon(\theta_1)$ や $\Sigma_\varepsilon(\theta_2)$ を用いて、信頼性指標 θ_1 や θ_2 に対して適応的なマハラノビス距離に書き表すことができる。

$$\begin{aligned} d(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) &= -\ln p(\mathbf{s} | \theta_1, \theta_2) \\ &= \frac{1}{2} \mathbf{s}^T \sum_s(\theta_1, \theta_2)^{-1} \mathbf{s} + \frac{1}{2} \ln(2\pi)^N |\sum_s(\theta_1, \theta_2)| \quad (6) \\ &= \frac{1}{2} \mathbf{s}^T (\sum_s(\theta_1) + \sum_s(\theta_2))^{-1} \mathbf{s} + \frac{1}{2} \ln(2\pi)^N |\sum_s(\theta_1) + \sum_s(\theta_2)| \end{aligned}$$

誤差ベクトルの各要素間における独立性が仮定されれば、式 (5) は次式 (7) に示されるようになる。

$$p(\mathbf{s} | \theta_1, \theta_2) = \prod_{k=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{s,k}(\theta_1, \theta_2)}} \exp\left(-\frac{s_k^2}{2\sigma_{s,k}(\theta_1, \theta_2)}\right) \quad (7)$$

ここで、 $\sigma_{s,k}(\theta_1, \theta_2)^2$ は共分散行列 $\Sigma_s(\theta_1, \theta_2)$ の k 番目の対角要素であり、つまり、観測誤差の分散である。また、 $\sigma_{\varepsilon,k}(\theta_1)^2$ 、 $\sigma_{\varepsilon,k}(\theta_2)^2$ は、それぞれ共分散行列 $\Sigma_\varepsilon(\theta_1)$ 、 $\Sigma_\varepsilon(\theta_2)$ の k 番目の対角要素である。 s_k は差ベクトル \mathbf{s} の k 番目の要素を指定する。

このように正規分布を仮定することで、式 (3) は、次式 (8) のように、各特徴ベクトルの要素毎の分散 $\sigma_{\varepsilon,k}(\theta_1)$ 、 $\sigma_{\varepsilon,k}(\theta_2)$ を用いて、信頼性指標 θ_1 や θ_2

に対して適応的なマハラノビス距離によって類似度を定義することができる。

$$\begin{aligned}
 & \mathbf{d}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) \\
 &= -\ln \mathbf{p}(\mathbf{s} \mid \theta_1, \theta_2) \\
 &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \left(\frac{\mathbf{s}_k^2}{\sigma_{s,k}(\theta_1, \theta_2)^2} \right) + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \ln 2\pi \sigma_{s,k}(\theta_1, \theta_2)^2 \quad (8) \\
 &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \frac{(\mathbf{v}_{1,k} - \mathbf{v}_{2,k})^2}{\sigma_{s,k}(\theta_1)^2 + \sigma_{s,k}(\theta_2)^2} \\
 &\quad + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \ln 2\pi (\sigma_{s,k}(\theta_1)^2 + \sigma_{s,k}(\theta_2)^2)
 \end{aligned}$$

ここで、 $\mathbf{v}_{1,k}$ 、 $\mathbf{v}_{2,k}$ はそれぞれ特徴ベクトル \mathbf{v}_1 、 \mathbf{v}_2 の k 番目の要素を表す。

上記説明では、事後分布 $\mathbf{p}(\mathbf{s} \mid \theta_1, \theta_2)$ として正規分布が仮定されたが、以下の説明では、混合正規分布が仮定される。さて、次式(9)に示されるように、正規分布 $\mathbf{p}(\mathbf{s} \mid \theta_1, \theta_2, j)$ ($j=1, 2, \dots, M$) の和によって事後分布 $\mathbf{p}(\mathbf{s} \mid \theta_1, \theta_2)$ が表現されることができると仮定する。

$$\mathbf{p}(\mathbf{s} \mid \theta_1, \theta_2) = \sum_{j=1}^M \mathbf{p}(\mathbf{s} \mid \theta_1, \theta_2, j) \mathbf{p}(j) \quad (9)$$

従って、次式(10)により適応的混合マハラノビス距離を定義することができる。

$$\begin{aligned}
& \mathbf{d}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) \\
&= -\ln p(\mathbf{s} \mid \theta_1, \theta_2) \\
&= -\ln \sum_{j=1}^M p(\mathbf{s} \mid \theta_1, \theta_2, j) p(j) \\
&= -\ln \sum_{j=1}^M \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N}{2}} \left| \sum_s (\theta_1, \theta_2, j) \right|^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{s}^T \sum_s (\theta_1, \theta_2, j)^{-1} \mathbf{s}\right) p(j) \\
&= -\ln \sum_{j=1}^M \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N}{2}} \left| \sum_s (\theta_1, j) + \sum_s (\theta_2, j) \right|^{\frac{1}{2}}} \\
&\quad \times \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{s}^T \left(\sum_s (\theta_1, j) + \sum_s (\theta_2, j)\right)^{-1} \mathbf{s}\right) p(j) \\
&\hspace{15em} (10)
\end{aligned}$$

事後分布 $p(\mathbf{s} \mid \theta_1, \theta_2, j)$ の共分散行列 $\Sigma_s(\theta_1, \theta_2, j)$ および $p(j)$ の推定については、一般的な推定方法である最尤推定法やEMアルゴリズムを用いて推定することができる。これらの詳細は、C.M. Bishopによる "Neural Networks for Pattern Recognition" (Oxford University Express, 1995) に記載されている。

混合正規分布を仮定することで、分布をより正確に近似でき、マッチング性能が向上する。しかしながら、大量の学習データが必要になるとともに演算量もまた大幅に増加する。

前述の誤差分布に基づくマハラノビス距離は、検索される顔データが他の登録されている顔データの中でどれに最も近いかを調べる顔同定 (face identification) のような問題に対して優れている距離である。一方、顔識別 (face verification) の問題では、入力された顔データを、登録された顔画像との同一性を判定する上

で、入力された顔データを受け入れるべきか、棄却すべきかが重要な問題である。以下で説明する「判別距離」と名付ける距離は、この顔識別問題に対しては 前述のマハラノビス距離を用いる場合よりも、優れた類似度尺度となっている。

いま、顔の2つの特徴ベクトル v が、同一クラス内に属して一致すると判定できるならば、すなわち、例えば、2つの特徴ベクトルが同じ人物の顔データであるならば、それらの特徴ベクトルの組み合わせはクラス W に属しているとする。また、2つの特徴ベクトル v がクラス間の特徴ベクトルであり、不一致と判定されるべきならば、すなわち、2つの特徴ベクトルが異なった人物の顔データであるならば、それらの組み合わせはクラス B に属しているとする。

2つの特徴ベクトル v_1 、 v_2 に対して信頼性指標 θ_1 、 θ_2 が得られるとする。差ベクトル s と2つの信頼性指標 θ_1 、 θ_2 (以下、2つの信頼性指標のセットは $[\theta_i]$ と表記される) が観測されたときに、2つの特徴ベクトル v_1 、 v_2 が一致しているの見做される場合と不一致と見做される場合との判別問題を考える。この場合、次式 (1) の判別則 (decision rule) が得られる。

$$\frac{p(W | s, \{\theta_i\})}{p(B | s, \{\theta_i\})} \geq 1 \quad \text{coincide} \quad (11)$$

$$\frac{p(W | s, \{\theta_i\})}{p(B | s, \{\theta_i\})} < 1 \quad \text{incoincide}$$

上記式 (11) の左辺は、ベイズ定理 (Bayes Theorem) によって次式 (12) のように書き直すことができる。

$$\frac{p(W | s, \{\theta_i\})}{p(B | s, \{\theta_i\})}$$

$$= \frac{\frac{p(W, \{\theta_i\}) p(s | W, \{\theta_i\})}{p(s, \{\theta_i\})}}{\frac{p(B, \{\theta_i\}) p(s | B, \{\theta_i\})}{p(s, \{\theta_i\})}} \quad (12)$$

$$= \frac{p(W, \{\theta_i\}) p(s | W, \{\theta_i\})}{p(B, \{\theta_i\}) p(s | B, \{\theta_i\})}$$

$$= \frac{p(W) p(s | W, \{\theta_i\})}{p(B) p(s | B, \{\theta_i\})}$$

ここで、クラス W、B と $[\theta_i]$ の生じる確率は独立であると仮定して、 $p(W, [\theta_i]) = p(W) p([\theta_i])$ 、 $p(B, [\theta_i]) = p(B) p([\theta_i])$ としている。

パターン間の距離 $d(v_1, v_2)$ として式 (12) の対数尤度が計算されるならば、次式 (13) に示されるように、顔識別問題に適した類似度を求めることができる。

$$\begin{aligned}
& \mathbf{d}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) \\
&= -\ln \frac{\mathbf{p}(\mathbf{W}) \mathbf{p}(\mathbf{s} | \mathbf{W}, \{\theta_i\})}{\mathbf{p}(\mathbf{B}) \mathbf{p}(\mathbf{s} | \mathbf{B}, \{\theta_i\})} \quad (13) \\
&= -\ln \frac{\mathbf{p}(\mathbf{s} | \mathbf{W}, \{\theta_i\})}{\mathbf{p}(\mathbf{s} | \mathbf{B}, \{\theta_i\})} - \ln \frac{\mathbf{p}(\mathbf{W})}{\mathbf{p}(\mathbf{B})}
\end{aligned}$$

個別のマッチング毎に事前確率 $P(\mathbf{W})$ 、 $P(\mathbf{B})$ が異なり、且つ、それを知ることができるならば、式(13)の第2項を計算することが望ましい。しかし、多くの場合、個別のマッチング毎に事前確率を知ることができないので、事前確率は一定と仮定することで、第2項を一定と見做し、類似度の計算からは除外する。

事後確率 $P(\mathbf{s} | \mathbf{W}, [\theta_i])$ 、 $P(\mathbf{s} | \mathbf{B}, [\theta_i])$ を、それぞれクラス内分布 $p_{\mathbf{W}}(\mathbf{s} | [\theta_i])$ 、クラス間分布 $p_{\mathbf{B}}(\mathbf{s} | [\theta_i])$ と書き代えると、次式(14)が得られる。

$$\begin{aligned}
& \mathbf{d}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) \\
&= -\ln \frac{p_{\mathbf{W}}(\mathbf{s} | \{\theta_i\})}{p_{\mathbf{B}}(\mathbf{s} | \{\theta_i\})} - \ln \frac{\mathbf{p}(\mathbf{W})}{\mathbf{p}(\mathbf{B})} \quad (14)
\end{aligned}$$

次に、クラス内分布 $p_{\mathbf{W}}(\mathbf{s} | [\theta_i])$ 、クラス間分布 $p_{\mathbf{B}}(\mathbf{s} | [\theta_i])$ がそれぞれ正規分布であると仮定し、その平均がそれぞれ0、共分散行列がそれぞれ $\Sigma_{\mathbf{W}}([\theta_i])$ 、 $\Sigma_{\mathbf{B}}([\theta_i])$ とすれば、事後分布はそれぞれ次式(15)で書き表すことができる。

$$\begin{aligned}
p_{\mathbf{W}}(\mathbf{s} | \{\theta_i\}) &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N}{2}} |\Sigma_{\mathbf{W}}(\{\theta_i\})|^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{s}^T \Sigma_{\mathbf{W}}(\{\theta_i\})^{-1} \mathbf{s}\right) \\
p_{\mathbf{B}}(\mathbf{s} | \{\theta_i\}) &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N}{2}} |\Sigma_{\mathbf{B}}(\{\theta_i\})|^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{s}^T \Sigma_{\mathbf{B}}(\{\theta_i\})^{-1} \mathbf{s}\right) \quad (15)
\end{aligned}$$

上式を式(14)に代入すると(但し、式(14)の第2項は省略)、次式(16)で示される距離を得ることができる。これを「適応的判別距離」と呼ぶことにする。

$$\begin{aligned}
 & \mathbf{d}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) \\
 &= -\ln \frac{\mathbf{p}_W(\mathbf{s} | \{\theta_i\})}{\mathbf{p}_B(\mathbf{s} | \{\theta_i\})} \\
 &= \frac{1}{2} \mathbf{s}^T \left(\sum_W (\{\theta_i\})^{-1} - \sum_B (\{\theta_i\})^{-1} \right) \mathbf{s} \quad (16) \\
 & \quad + \frac{1}{2} \left(\ln |\sum_W (\{\theta_i\})| - \ln |\sum_B (\{\theta_i\})| \right)
 \end{aligned}$$

差ベクトル \mathbf{s} の各要素間における独立性を仮定すれば、式(15)は、次式(17)と表すことができる。

$$\begin{aligned}
 \mathbf{p}_W(\mathbf{s} | \{\theta_i\}) &= \prod_{k=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{W,k}(\{\theta_i\})}} \exp\left(-\frac{\mathbf{s}_k^2}{2\sigma_{W,k}(\{\theta_i\})^2}\right) \\
 \mathbf{p}_B(\mathbf{s} | \{\theta_i\}) &= \prod_{k=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{B,k}(\{\theta_i\})}} \exp\left(-\frac{\mathbf{s}_k^2}{2\sigma_{B,k}(\{\theta_i\})^2}\right)
 \end{aligned} \quad (17)$$

ここで、 $\sigma_{W,k}(\theta_i)^2$ 、 $\sigma_{B,k}(\theta_i)^2$ は、それぞれ共分散行列 $\Sigma_W(\theta_i)$ 、 $\Sigma_B(\theta_i)$ の k 番目の対角要素であり、つまり、クラス内分散とクラス間分散に相当する。 \mathbf{s}_k は差ベクトル \mathbf{s} の k 番目の要素である。

このように正規分布を仮定することで式(16)は、次式(18)のように、各特徴ベクトルの要素毎のクラス内分散 $\sigma_{W,k}(\theta_i)^2$ 、クラス間分散 $\sigma_{B,k}(\theta_i)^2$ を用いて、信頼性指標 $[\theta_i]$ に対して適応的な判別距離による類似度を定義することができる。

$$\begin{aligned}
& \mathbf{d}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) \\
&= -\ln \frac{\mathbf{p}_W(\mathbf{s} | \{\theta_i\})}{\mathbf{p}_B(\mathbf{s} | \{\theta_i\})} \\
&= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \left(\frac{1}{\sigma_{W,k}(\{\theta_i\})^2} - \frac{1}{\sigma_{B,k}(\{\theta_i\})^2} \right) \mathbf{s}_k^2 \\
&+ \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \left(\ln 2\pi\sigma_{W,k}(\{\theta_i\})^2 - \ln 2\pi\sigma_{B,k}(\{\theta_i\})^2 \right)
\end{aligned} \tag{18}$$

上記の説明ではクラス内分散 $\sigma_{W,k}(\theta_i)^2$ 、クラス間分散 $\sigma_{B,k}(\theta_i)^2$ として正規分布が仮定されたが、以下では混合分布が仮定される。

次式(19)のように、クラス内分布 $\mathbf{p}_W(\mathbf{s} | [\theta_i])$ 、クラス間分布 $\mathbf{p}_B(\mathbf{s} | [\theta_i])$ として、それぞれ正規分布 $\mathbf{p}_W(\mathbf{s} | [\theta_i], j_W)$ ($j_W = 1, 2, \dots, M_W$)、 $\mathbf{p}_B(\mathbf{s} | [\theta_i], j_B)$ ($j_B = 1, 2, \dots, M_B$) の和によって事後分布が表現できると仮定する。

$$\begin{aligned}
\mathbf{p}_W(\mathbf{s} | \{\theta_i\}) &= \sum_{j_W=1}^{M_W} \mathbf{p}_W(\mathbf{s} | \{\theta_i\}, j_W) \mathbf{p}(j_W) \\
\mathbf{p}_B(\mathbf{s} | \{\theta_i\}) &= \sum_{j_B=1}^{M_B} \mathbf{p}_B(\mathbf{s} | \{\theta_i\}, j_B) \mathbf{p}(j_B)
\end{aligned} \tag{19}$$

従って、この対数尤度を用いて次式(20)の適応的混合マハラノビス距離を導くことができる。

$$\begin{aligned}
& \mathbf{d}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) \\
&= -\ln \frac{\mathbf{p}_W(\mathbf{s} \mid \{\theta_i\})}{\mathbf{p}_B(\mathbf{s} \mid \{\theta_i\})} \\
&= -\ln \sum_{j_W=1}^{M_W} \mathbf{p}_W(\mathbf{s} \mid \{\theta_i\}, j_W) \mathbf{p}(j_W) + \ln \sum_{j_B=1}^{M_B} \mathbf{p}_B(\mathbf{s} \mid \{\theta_i\}, j_B) \mathbf{p}(j_B) \\
&= -\ln \sum_{j_W=1}^{M_W} \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N}{2}} \left| \sum_W(\{\theta_i\}, j_W) \right|^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{s}^T \sum_W(\{\theta_i\}, j_W)^{-1} \mathbf{s}\right) \mathbf{p}(j_W) \\
&\quad + \ln \sum_{j_B=1}^{M_B} \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N}{2}} \left| \sum_B(\{\theta_i\}, j_B) \right|^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{s}^T \sum_B(\{\theta_i\}, j_B)^{-1} \mathbf{s}\right) \mathbf{p}(j_B)
\end{aligned}$$

(2 0)

クラス内分布 $\mathbf{p}_W(\mathbf{s} \mid [\theta_i], j_W)$ 、クラス間分布 $\mathbf{p}_B(\mathbf{s} \mid [\theta_i], j_B)$ の共分散行列 $\Sigma_W(\mathbf{s} \mid [\theta_i], j_W)$ 、 $\Sigma_B(\mathbf{s} \mid [\theta_i], j_B)$ および $\mathbf{p}(j_W)$ 、 $\mathbf{p}(j_B)$ の推定については、最尤推定法やEMアルゴリズムを用いて推定することができる。

混合分布を仮定することで、分布をより正確に近似でき、マッチング性能を向上させることができる。しかしながら、同時に大量の学習データが必要になるとともに、演算量も大幅に増加する。

このように顔特徴量に対してさらに信頼性指標を抽出することによって、信頼性指標に対して適応的な距離規範を導くことができ、高精度な顔認識機構を構築することができる。なお、上記では、特徴ベクトルに対する信頼性指標をスカラー量（一つの成分のみ）か、ベクトル量（複数の成分をもつ）か特定していないが、どちらの場合でも成立する議論であり、複数の要素を用いることで、性能の向上が期待できる。

具体的な信頼性指標については、実験的に有効な信頼性指標を発見することが必要であり、顔認識の場合では、画像のコントラストを表すコントラスト指標や、正面顔の認識では、照明変動や姿勢変動によって生じる顔画像の左右の対称性の歪みからの量を表す非対称指標を用いると高い効果が得られ、それらの信頼性指標を組み合わせてベクトル量とすることで、より精度の向上が期待できる。

(実施例)

図1は、本発明の一実施形態による顔画像マッチングシステムを示すブロック図である。以下、顔画像マッチングシステムについて詳細に説明する。

図1に示すように、本発明による顔画像マッチングシステムは、顔画像入力部11と、顔メタデータ生成部12と、顔メタデータ蓄積部13と、顔類似度算出部14と、顔画像データベース15と、制御部16と、表示部17とを備えている。顔画像入力部11は、顔画像を入力し、顔メタデータ生成部12は、入力された顔画像からこれらの顔特徴量、信頼性指標を抽出し、顔メタデータを生成する。顔メタデータ蓄積部13は、抽出された顔メタデータを蓄積する。顔類似度算出部14は、2つの顔メタデータから顔の類似度を算出する。顔画像データベース15は、顔画像を蓄積する。制御部16は、画像の登録要求・検索要求に応じて、画像の入力、メタデータの生成、メタデータの蓄積、顔類似度の算出の制御を行う。表示部17は、顔画像や他の情報を表示する。

また、顔メタデータ生成部 1 2 は、入力された顔画像から顔特徴を抽出する顔特徴抽出部 1 2 1 と、顔画像から信頼性指標を抽出する信頼性指標抽出部 1 2 2 とを備えている。顔類似度算出部 1 4 は、信頼性指標から事後分布に関するパラメータ情報を推定する分布推定部 1 4 1 と、顔特徴量と分布推定部 1 4 1 からの事後分布情報から顔特徴量間の距離を算出する距離算出部 1 4 2 とを備えている。分布推定部 1 4 1 内には、分散値を格納する分散値テーブル 1 4 3 が用意されていることが望ましい。分散値テーブル 1 4 3 に格納される分散値は予め計算され、テーブル 1 4 3 に格納されていることが望ましい。

登録時には、画像入力部 1 1 は、顔の大きさや位置を合わせた上でスキャナあるいはビデオカメラから顔写真を入力する。あるいは、人物の顔を直接ビデオカメラなどから入力しても構わない。この場合には、前述の *Moghaddam* の文献に示されているような顔検出技術を用いて、入力された画像の顔位置を検出し、顔画像の大きさ等を自動的に正規化する方がよいであろう。

また、入力された顔画像は、必要に応じて、顔メタデータ又は ID と関連付けて顔画像データベース 1 5 に登録される。顔画像登録と同時に、顔メタデータ生成部 1 2 によって顔メタデータが生成され、顔メタデータ蓄積部 1 3 に蓄積される。

検索時には、同様に、顔画像入力部 1 1 から顔画像が入力され、顔メタデータ生成部 1 2 により顔メタデータが生

成される。生成された顔メタデータは、一旦顔メタデータ蓄積部 1 3 に登録されるか、または、直接に顔類似度算出部 1 4 へ送られる。検索では、顔同定の場合、すなわち予め入力された顔画像がデータベース中にあるかどうかを確認する場合には、顔メタデータ蓄積部 1 3 に登録されたデータのの一つ一つとの類似度が算出される。最も類似度が高い結果、すなわち、距離値が小さい結果に対応する顔メタデータ又は I D に基づいて、制御部 1 6 は、顔画像データベース 1 5 から、顔画像を選び、顔画像を表示するように表示部 1 7 を制御する。検索画像と登録画像における顔の同一性を作業者が確認する。

一方、顔識別の場合には、すなわち予め I D 番号で特定された顔画像と検索の顔画像が一致するかどうかを確認する場合には、特定された I D 番号の顔画像と一致するか否かが顔類似度算出部 1 4 において計算され、予め決められた類似度よりも類似度が低い場合には、すなわち距離値が大きい場合には、一致しないと判定され、類似度が高い場合には一致すると判定される。制御部 1 6 は、その結果を表示するように表示部 1 7 を制御する。

このシステムが入室管理用に用いられるならば、顔類似度を表示する代わりに、制御部 1 6 から自動ドアに対して、その開閉制御信号を送り、自動ドアの開閉制御を行うことによって入室管理を行うことができる。

上記のように、顔画像マッチングシステムは動作するが、このような動作はコンピュータシステム上で実現する

こともできる。たとえば、次に詳述するようなメタデータ生成を実行するメタデータ生成プログラムおよび類似度算出を実行する類似度算出プログラムが記録媒体 20 に格納されていて、それを読出してメモリ（図示せず）に格納し、これらをプログラム制御プロセッサ（図示せず）によってそれぞれ実行することで顔画像マッチングを実現することができる。

次に、この顔画像マッチングシステムの動作、特に顔メタデータ生成部 12 と顔類似度算出部 14 について詳細に説明する。

（1）顔メタデータ生成

顔メタデータ生成部 12 は、位置と大きさが正規化された画像 $I(x, y)$ を用いて、顔特徴量を抽出する。位置と大きさの正規化は、例えば、目位置が $(16, 24)$ 、 $(31, 24)$ 、サイズが 46×56 画素となるように画像を正規化しておくといよい。以下では、このサイズに画像が正規化されている場合について説明する。

顔特徴量として、所謂、固有顔の手法（前述 Moghaddam の論文）を用いて特徴を抽出する。つまり、画像中の画素値を要素とする特徴ベクトル Λ に対して、基底行列 U と、顔画像サンプル集合 $[\Lambda]$ における平均ベクトルである平均顔 Ψ とを用いて、特徴ベクトル $v = U^T (\Lambda - \Psi)$ が算出される。基底行列 U は、顔画像サンプル集合 $[\Lambda]$ の主成分分析によって得られた基底ベクトルの中から選択された部分基底ベクトルによって特定される。このよう

に、入力画像ではなく、部分基底ベクトルを用いることで、入力画像のデータ量を削減することができる。このようにデータ量を削減することは、メタデータベースにおける蓄積量を少なくするだけでなく、高速なマッチングを実現するためには重要な要素である。この特徴ベクトルの次元数としては、例えば、48次元の特徴量を用いればよい。

このように一般的に用いられる固有顔による手法の他に、主成分分析に対して判別分析を組み合わせた手法（前述、W. Zhao の論文）等を用いて部分基底ベクトルを規定しても構わない。

また、基底行列 U_n と基底行列 U_m の線形和によって得られる行列 $U (= aU_n + bU_m)$ を基底行列として用いて、顔特徴ベクトルを抽出してもよい。ここで、基底行列 U_n は、前述したような顔画像サンプルにおける特徴ベクトル集合 $[\Lambda]$ の主成分分析や判別分析によって得られる基底ベクトルの中から選択された部分基底ベクトルによって特定される。また、基底行列 U_m は、顔画像を左右反転される画素値の変換と対応するように基底ベクトルの要素を入れ換えた反転部分基底ベクトルによって特定される。例えば $a = b = 1$ とすると、得られる顔特徴ベクトルは、入力画像空間で左右の変換に対して対称な成分のみを抽出することができる。顔は本来左右対称であるので、照明の影響で非対称となった画像成分や顔の向きが正面に向いていないために生じる非対称成分が本来ノイズに相当す

るものであるので、これを除去し、対称な成分のみを抽出することで、照明や姿勢の変動に対して安定な顔特徴量を抽出することが可能となる。

また、画像をフーリエ変換し、得られた複素フーリエ成分の各成分の大きさを要素とするベクトルを特徴ベクトル Λ として算出し、上記のような主成分分析や判別分析によって次元圧縮を行い顔特徴量を抽出してもよい。このように画像をフーリエ変換することで、位置ずれに対して強い顔特徴量を抽出することができる。このようにして、顔特徴抽出部 1 2 1 は、顔特徴量 v を抽出する。

信頼性指標抽出部 1 2 2 では、顔特徴量 v の信頼性指標として有効なコントラスト指標 θ_{contrast} と非対称性指標 $\theta_{\text{asymmetric}}$ を抽出する。コントラスト指標 θ_{contrast} として、顔画像 $I(x, y)$ の画素値の標準偏差を次式式 (2 1) によって計算する。

$$\theta_{\text{contrast}} = \text{round} \left(\frac{15}{128} \sqrt{\frac{1}{46 \times 56} \sum_{i=1}^{46} \sum_{j=1}^{56} (I(i, j) - \bar{I})^2} \right) \quad (2 1)$$

$$\bar{I} = \frac{1}{46 \times 56} \sum_{i=1}^{46} \sum_{j=1}^{56} I(i, j)$$

ここで $\text{round}()$ は数値の丸め処理を意味する。このように抽出された信頼性指標 θ_{contrast} を $[0, 1, 2, \dots, 15]$ の 4 bit の範囲に収まるように、値域を越えるものは値を制限する。なお、上記ではコントラスト指標として、画像の標準偏差を計算したが、分散や画像中の画素値の最大値と最小値の差を抽出してもよい。画像中の画素値の最大値と最小値によるコントラスト指標は、標

準偏差や分散による場合よりも演算量が少ないが、効果は相対的に小さい。

非対称性指標 $\theta_{\text{asymmetric}}$ として、顔画像 $I(x, y)$ とその反転画像との間の差分の絶対値（1乗）の平均を次式（22）により抽出する。

$$\theta_{\text{asymmetric}} = \text{round} \left(\frac{15}{128} \frac{1}{46 \times 56} \sum_{i=1}^{46} \sum_{j=1}^{56} |I(i, j) - I(47 - i, j)| \right) \quad (22)$$

このように抽出された信頼性指標 $\theta_{\text{asymmetric}}$ を $[0, 1, 2, \dots, 15]$ の 4bit の範囲に収まるように値域を越えるものは値を制限する。なお、上記では非対称指標として、絶対値による値（1乗）を用いたが差分の2乗を用いてもよい。また、平均の代わりに、和値を用いても同等の効果を得ることができる。また、差分の最大値を検出して、その値を非対称指標として用いれば演算量が少なくて済む。

信頼性指標抽出部 122 は、顔画像に対して、特徴ベクトル v と信頼性指標 θ_{contrast} と信頼性指標 $\theta_{\text{asymmetric}}$ を抽出し、顔メタデータとして出力する。前述したように、上記顔メタデータ生成手順をコンピュータプログラムによってコンピュータに実行させることもできる。

（2）顔類似度算出

次に、顔類似度算出部 14 の動作について説明する。顔類似度算出部 14 では、二つの顔メタデータの信頼性指標 $\theta_{\text{contrast}, 1}$ 、 $\theta_{\text{contrast}, 2}$ と $\theta_{\text{asymmetric}}$

$\theta_{\text{ic}, 1}$ 、 $\theta_{\text{asymmetric}, 2}$ を用いて、分布推定部 1 4 1 が事後分布に関するパラメータ情報を推定し、二つの顔メタデータの二つの特徴ベクトル v_1 、 v_2 と事後分布に関するパラメータ情報とを用いて距離算出部 1 4 2 が顔特徴間の類似度 d を算出する。

ここでは、式 (8) あるいは式 (18) によって顔の類似度を計算する場合について説明する。

式 (8) あるいは式 (18) にて表記されている信頼性指標 θ_1 、 θ_2 は本実施形態ではベクトルであり、それぞれの要素は $\theta_1 = (\theta_{\text{contrast}, 1}, \theta_{\text{asymmetric}, 1})^T$ 、 $\theta_2 = (\theta_{\text{contrast}, 2}, \theta_{\text{asymmetric}, 2})^T$ となる。コントラスト指標、非対称性指標はそれぞれ 4 bit で表現されているので、 θ_i のとり得る状態は 256 個の状態となる。与えられた信頼性指標 θ_i によって、256 個の状態の中の一つの状態が特定できる。

分布推定部 1 4 1 は、後述するように、予め求めておいた信頼性指標 θ (256 個の状態がある) に対する差ベクトルの分散値 $\sigma_{\varepsilon, k}(\theta)$ や分散値 $\sigma_{W, k}(\theta)$ 、分散値 $\sigma_{B, k}(\theta)$ をテーブルに記憶しておき、信頼性指標 θ_1 および θ_2 を用いて、それぞれの分散値テーブルの値を参照し、得られた分散値を事後分布情報として、距離算出部 1 4 2 に引き渡す。なお、顔同定の場合には、式 (8) で必要な分散値 $\sigma_{\varepsilon, k}(\theta_1)$ 、分散値 $\sigma_{\varepsilon, k}(\theta_2)$ の値を距離算出部 1 4 2 に出力すればよく、顔識別の場合には、式 (18) に必要な分散値 $\sigma_{W, k}(\theta)$ 、分散値 $\sigma_{B, k}$

k (θ) を出力する。

距離算出部 142 は、式 (8) あるいは式 (18) に従って適応的マハラノビス距離あるいは適応的判別距離を算出し、類似度 d として出力する。

前述した分散値テーブルの分散値は、予め用意された顔画像データサンプルを用いて計算されている。顔画像サンプルにおける特徴ベクトル集合 $[v_i]$ とその信頼性指標 $[\theta_i]$ から、それぞれの分散値は次のように計算できる。

$$\sigma_{e,k}(\theta)^2 = \frac{1}{2N_e(\theta)} \sum_{((i,j) \in W) \cap (\theta = \theta_i)} (v_{i,k} - v_{j,k})^2 \quad (23)$$

$$\sigma_{w,k}(\theta)^2 = \frac{1}{2N_w(\theta)} \sum_{((i,j) \in W) \cap (\theta = \theta_i)} (v_{i,k} - v_{j,k})^2 \quad (24)$$

$$\sigma_{B,k}(\theta)^2 = \frac{1}{2N_B(\theta)} \sum_{((i,j) \in W) \cap (\theta = \theta_i)} (v_{i,k} - v_{j,k})^2$$

ここで、” (i, j) がクラス W に属する ” とは、データ i とデータ j が同一クラス、すなわち、同一人物から得られたデータであり、クラス内であることを意味し、” (i, j) がクラス B に属する ” とは、データ i とデータ j が異なるクラス、すなわち、異なる人物から得られたデータであり、クラス間であることを意味する。また、 $N_e(\theta)$ 、 $N_w(\theta)$ 、 $N_B(\theta)$ はそれぞれのクラスに属するデータの組み合わせの数である。このように θ のビン毎に分散値を計算する際に、そのデータ数が少な過ぎる場合には、近傍のビンのデータを併合するようにして、サンプル数を確保するようにする。これは、分布推定における k

近傍法（前述 Bishop の文献，pp. 53）によって bin を併合するのと同様な手法である。

ここで、式（18）の場合、式（4）と同様に、 $\sigma_{W,k}([\theta_i])^2 = \sigma_{W,k}(\theta_1)^2 + \sigma_{W,k}(\theta_2)^2$ 、および、 $\sigma_{B,k}([\theta_i])^2 = \sigma_{B,k}(\theta_1)^2 + \sigma_{B,k}(\theta_2)^2$ となることに注意されたい。

なお、誤差分散 $\sigma_{\varepsilon,k}(\theta)^2$ とクラス内分散 $\sigma_{W,k}(\theta)^2$ が同じになるので、顔画像マッチングシステムで式（8）と式（18）の両方の距離を計算する場合には、これらの分散値テーブルを共有して構わない。

また、誤差分布とクラス間分布は強い相関がある場合が多いので、誤差分散 $\sigma_{\varepsilon,k}(\theta)^2$ の代わりにクラス間分散 $\sigma_{B,k}(\theta)^2$ を用いても、信頼性指標を用いない場合よりは精度が向上する。しかし、誤差分散を用いた方が精度が良い。

このように顔メタデータ間の類似度を信頼性指標 $\theta_{contrast}$ や信頼性指標 $\theta_{asymmetric}$ を介した事後分布情報を用いて算出することで、精度のよい顔認識を行うことが可能である。前述したように、上記顔類似度算出手順をコンピュータプログラムによってコンピュータに実行させることもできる。

なお、ここでは式（8）と式（18）を用いて、類似度が計算されているが、次式（25）、（26）に示されるような様々な計算方法によって近似的に計算され、高速化等を図ることもできる。

$$\begin{aligned}
\mathbf{d}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \frac{(\mathbf{v}_{1,k} - \mathbf{v}_{2,k})^2}{\sigma_{\varepsilon,k}(\theta_1)^2 + \sigma_{\varepsilon,k}(\theta_2)^2} \\
&\quad + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \ln 2\pi (\sigma_{\varepsilon,k}(\theta_1)^2 + \sigma_{\varepsilon,k}(\theta_2)^2) \\
\mathbf{d}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \frac{(\mathbf{v}_{1,k} - \mathbf{v}_{2,k})^2}{\sigma_{\varepsilon,k}(\theta_1)\sigma_{\varepsilon,k}(\theta_2)} \\
&\quad + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \ln 2\pi (\sigma_{\varepsilon,k}(\theta_1)\sigma_{\varepsilon,k}(\theta_2)) \\
\mathbf{d}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \frac{|\mathbf{v}_{1,k} - \mathbf{v}_{2,k}|}{\sqrt{\sigma_{\varepsilon,k}(\theta_1)^2 + \sigma_{\varepsilon,k}(\theta_2)^2}} \\
&\quad + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \ln 2\pi (\sqrt{\sigma_{\varepsilon,k}(\theta_1)^2 + \sigma_{\varepsilon,k}(\theta_2)^2}) \\
\mathbf{d}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \frac{|\mathbf{v}_{1,k} - \mathbf{v}_{2,k}|}{\sqrt{\sigma_{\varepsilon,k}(\theta_1)\sigma_{\varepsilon,k}(\theta_2)}} \\
&\quad + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \ln 2\pi (\sqrt{\sigma_{\varepsilon,k}(\theta_1)\sigma_{\varepsilon,k}(\theta_2)}) \\
\mathbf{d}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \frac{(\mathbf{v}_{1,k} - \mathbf{v}_{2,k})^2}{\sigma_{\varepsilon,k}(\theta_1)^2} \\
&\quad + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \ln 2\pi (\sigma_{\varepsilon,k}(\theta_1)^2) \\
\mathbf{d}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \frac{|\mathbf{v}_{1,k} - \mathbf{v}_{2,k}|}{\sigma_{\varepsilon,k}(\theta_1)} \\
&\quad + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \ln 2\pi (\sigma_{\varepsilon,k}(\theta_1)) \\
\mathbf{d}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \frac{(\mathbf{v}_{1,k} - \mathbf{v}_{2,k})^2}{\max(\sigma_{\varepsilon,k}(\theta_1)^2, \sigma_{\varepsilon,k}(\theta_2)^2)} \\
&\quad + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \ln 2\pi (\max(\sigma_{\varepsilon,k}(\theta_1)^2, \sigma_{\varepsilon,k}(\theta_2)^2)) \\
\mathbf{d}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \frac{|\mathbf{v}_{1,k} - \mathbf{v}_{2,k}|}{\max(\sigma_{\varepsilon,k}(\theta_1), \sigma_{\varepsilon,k}(\theta_2))} \\
&\quad + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \ln 2\pi (\max(\sigma_{\varepsilon,k}(\theta_1), \sigma_{\varepsilon,k}(\theta_2)))
\end{aligned}$$

(2 5)

$$\begin{aligned}
& \mathbf{d}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) \\
&= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \left(\frac{1}{\sigma_{W,k}(\theta_1)^2} - \frac{1}{\sigma_{B,k}(\theta_1)^2} \right) \mathbf{s}_k^2 \\
&+ \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \left(\ln 2\pi\sigma_{W,k}(\theta_1)^2 - \ln 2\pi\sigma_{B,k}(\theta_1)^2 \right)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& \mathbf{d}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) \\
&= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \left(\frac{1}{\sigma_{W,k}(\theta_2)} - \frac{1}{\sigma_{B,k}(\theta_2)} \right) |\mathbf{s}_k| \\
&+ \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \left(\ln 2\pi\sigma_{W,k}(\theta_2) - \ln 2\pi\sigma_{B,k}(\theta_2) \right)
\end{aligned}$$

(2 6)

上記各式の右辺第 2 項 (\ln の部分) を計算しないことで、さらなる高速演算を図ることができる。

また、式 (6) や式 (1 6) を用いて類似度が計算される場合も、基本的には同様に、予め用意された顔画像データサンプルから、それぞれの計算に必要な差ベクトルの誤差の共分散行列 $\Sigma_{\varepsilon}(\theta)$ や差ベクトルのクラス内の共分散行列 $\Sigma_W(\theta)$ 、クラス間の共分散行列 $\Sigma_B(\theta)$ が算出されて、共分散テーブルとして用意され、類似度計算の際にその共分散テーブルが参照されるようにすればよい。この方法では、共分散行列を用いて距離を計算するので、演算量が増加するが、十分な学習サンプルがある場合には類似度計算の精度を向上させることができる。

式 (3) の事後分布や式 (1 4) のクラス間分布、クラス間分布に対して混合正規分布を仮定して、分布関数を推定することで、それぞれ式 (1 0) や式 (2 0) の適応的

混合マハラノビス距離や適応的混合判別距離を計算してもよい。この場合も、分散や共分散行列を用いて、事後分布情報を計算するのと同様に、顔画像データサンプルから混合正規分布を表す共分散行列 $\Sigma_s(\theta_1, j)$ 、 $P(j)$ 等の混合分布を特定するパラメータが求められ、テーブルとして記憶されてもよい。なお、この推定については、一般的な推定方法である最尤推定法やEMアルゴリズムを用いて推定すればよい。

ここまでの説明では、一枚の顔画像が登録され、一枚の顔画像を用いて検索される場合について説明したが、一人の顔に対して複数の画像が登録され、一枚の顔画像を用いて検索される場合には、例えば、次のようにすればよい。すなわち、検索側の特徴ベクトルを v_{que} とし、登録側の特徴ベクトルを $v_{\text{reg},k}$ とし、複数画像登録の場合の類似度 $d_{\text{multi}}(v_{\text{que}}, [v_{\text{reg},1}, v_{\text{reg},2}, \dots, v_{\text{reg},n}])$ として、次式(27、28)に示す計算式に基づき類似度を計算すればよい。

$$d_{\text{multi}}(v_{\text{que}}, \{v_{\text{reg},1}, v_{\text{reg},2}, \dots, v_{\text{reg},n}\}) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n d(v_{\text{que}}, v_{\text{reg},k}) \quad (27)$$

あるいは、

$$d_{\text{multi}}(v_{\text{que}}, \{v_{\text{reg},1}, v_{\text{reg},2}, \dots, v_{\text{reg},n}\}) = \min_k d(v_{\text{que}}, v_{\text{reg},k}) \quad (28)$$

同様に、1つの顔当たりの複数枚の画像登録と複数画像

による検索の場合も、各組み合わせの類似度の平均や最小値を求め類似度を算出することで、一つの顔データに対する類似度を算出することができる。これは、動画像を複数画像と見做すことで、本発明のマッチングシステムを動画像における顔認識に対しても適用できることを意味する。

また、上記説明は、同一人物の顔の同定や顔の識別を中心になされたが、例えば、男性の顔を一つのカテゴリ、女性の顔を一つのカテゴリと考えて、それぞれの分布に関する情報を求め、男女の顔を識別する性別識別を行ったり、笑った顔、怒った顔、悲しい顔などの表情のカテゴリを考えて、顔の表情を認識する表情認識に適用することも可能である。10代、20代、30代、40代というようにカテゴリを設定し、そのカテゴリ毎に誤差分布、クラス内分布やクラス間分布を求めることで、年齢判別を行うことも可能であり、様々な顔認識に対して本発明を適用することが可能である。

以上詳細に説明したように、本発明によれば、顔特徴量に対してその信頼性を表現するための信頼性指標を加えて顔メタデータとして生成することで、信頼性指標を通じた適応的な距離を導くことができ、その距離を用いて精度の高い顔認識を行うことが可能となる。

請求の範囲

1. 顔画像部から顔特徴量を抽出する顔特徴抽出部と、
前記顔画像から、前記顔特徴量に対する信頼性を表す信頼性指標を抽出する信頼性指標抽出部とを備え、
前記顔特徴量および前記信頼性指標が顔メタデータとして生成される顔メタデータ生成装置。
2. 前記信頼性指標抽出部は、前記信頼性指標として、
前記顔画像のコントラスト指標を抽出する
請求項1に記載の顔メタデータ生成装置。
3. 前記信頼性指標抽出部は、前記顔画像のコントラスト指標として、前記顔画像中の画素値の最大値と最小値との差を抽出する
請求項2に記載の顔メタデータ生成装置。
4. 前記信頼性指標抽出部は、前記顔画像のコントラスト指標として、前記顔画像部中の画素値の分散および標準偏差の一方を抽出する
請求項2に記載の顔メタデータ生成装置。
5. 前記信頼性指標抽出部は、前記信頼性指標として、
前記顔画像の非対称性指標を抽出する
請求項1に記載の顔メタデータ生成装置。

6. 前記信頼性指標抽出部は、前記顔画像の非対称性指標として、前記顔画像と該前記顔画像を左右反転することにより得られる画像としての反転画像との間の差分の最大値を抽出する

請求項5に記載の顔メタデータ生成装置。

7. 前記信頼性指標抽出部は、前記顔画像の非対称性指標として、前記顔画像と該前記顔画像を左右反転することにより得られる画像としての反転画像との間の差分画像の画素値のべき乗の和および平均のいずれかを抽出する

請求項5に記載の顔メタデータ生成装置。

8. 前記信頼性指標抽出部は、

前記顔画像のコントラスト指標を抽出する第1信頼性指標抽出部と、

前記顔画像の非対称性指標を抽出する第2信頼性指標抽出部と

を備える請求項1に記載の顔メタデータ生成装置。

9. 前記第1信頼性指標抽出部は、前記顔画像のコントラスト指標として、前記顔画像部中の画素値の最大値と最小値の差を抽出し、

前記第2信頼性指標抽出部は、前記顔画像部の非対称性指標として、前記顔画像部と該顔画像部を左右反転することにより得られる画像としての反転画像との間の差分の最

大値を抽出する

請求項 8 に記載の顔メタデータ生成装置。

10. 前記第 1 信頼性指標抽出部は、前記顔画像のコントラスト指標として、前記顔画像中の画素値の分散および標準偏差の一方を抽出し、

前記第 2 信頼性指標抽出部は、前記顔画像の非対称性指標として、前記顔画像と該顔画像を左右反転することにより得られる画像としての反転画像との間の差分画像の画素値のべき乗の和および平均の一方を抽出する

請求項 8 に記載の顔メタデータ生成装置。

11. 前記顔特徴抽出部は、前記顔画像から得られた特徴ベクトルを Λ としたときに、前記特徴ベクトル Λ の部分基底ベクトルによって特定される基底行列 U と前記特徴ベクトル Λ の平均ベクトル Ψ とを用いて特徴ベクトル $v = U^T (\Lambda - \Psi)$ を算出し、前記特徴ベクトル v を前記顔特徴量として抽出する

請求項 1 ないし 10 のいずれかに記載の顔メタデータ生成装置。

12. 前記基底行列 U は、顔画像サンプル集合 $[\Lambda]$ の主成分分析によって得られる基底ベクトルの中から選択された前記部分基底ベクトルによって特定される

請求項 11 に記載の顔メタデータ生成装置。

1 3 . 前記基底行列 U は、前記顔画像サンプルにおける前記特徴ベクトル集合 $[\Lambda]$ の主成分分析によって得られる基底ベクトルの中から選択された部分基底ベクトルによって特定される基底行列と、前記顔画像部を左右反転する画素値の変換と対応するように前記基底ベクトルの要素を入れ換えた反転部分基底ベクトルによって特定される基底行列との線形和によって得られる

請求項 1 1 に記載の顔メタデータ生成装置。

1 4 . 前記特徴ベクトル Λ は前記顔画像中の各画素値を要素とするベクトルである

請求項 1 1 ないし 1 3 のいずれかに記載の顔メタデータ生成装置。

1 5 . 前記特徴ベクトル Λ は、前記顔画像をフーリエ変換し、得られる複素フーリエ成分の各成分の大きさを要素とするベクトルである

請求項 1 1 ないし 1 3 のいずれかに記載の顔メタデータ生成装置。

1 6 . 前記顔画像から抽出された顔特徴量と当該顔特徴量に対する信頼性を表す信頼性指標とに基づいて前記類似度を算出する顔類似度算出装置。

17. 前記顔特徴量に対する前記信頼性指標を用いて、前記顔特徴量間の差ベクトルの事後分布に関するパラメータ情報を推定する分布推定部と、

前記パラメータ情報を用いて前記事後分布の対数尤度から導かれる前記顔特徴間の距離を前記類似度として算出する距離算出部と

を具備する請求項16に記載の顔類似度算出装置。

18. 前記距離算出部は、前記顔特徴量間の差ベクトルの前記事後分布が正規分布であるとき、前記信頼性指標における正規分布の前記対数尤度から導かれる適応的マハラノビス距離を前記類似度として算出する

請求項17に記載の顔類似度算出装置。

19. 前記分布推定部は、前記信頼性指標 $[\theta_i]$ に対する前記差ベクトル s の各要素 k の分散 $\sigma_{s,k}([\theta_i])^2$ を推定し、

前記距離算出部は、前記各要素 k の分散 $\sigma_{s,k}([\theta_i])^2$ を用いて前記適応的マハラノビス距離を計算する請求項18に記載の顔類似度算出装置。

20. 前記分布推定部は、前記信頼性指標 $[\theta_i]$ に対する前記差ベクトル s の各要素 k の分散 $\sigma_{s,k}([\theta_i])^2$ をあらかじめ記憶する分散値テーブルを備え、

前記信頼性指標 $[\theta_i]$ に基づいて前記分散値テーブル

を参照して、前記適応的マハラノビス距離の計算で必要となる分散を讀出し、

前記距離算出部は、前記各要素 k の分散 $\sigma_{s, k} ([\theta_i])^2$ を用いて前記適応的マハラノビス距離を計算する請求項 19 に記載の顔類似度算出装置。

21. 前記顔特徴量間の差ベクトルの事後分布が混合分布であるとき、前記信頼性指標における混合分布の対数尤度から導かれる前記適応的混合マハラノビス距離を前記類似度として算出する

請求項 17 に記載の顔類似度算出装置。

22. 前記顔特徴量に対する前記信頼性指標を用いて、一致と見做されるべきクラス内における前記顔特徴量間の差ベクトルの事後分布であるクラス内分布と、不一致と見做されるべきクラス間における前記顔特徴量間の前記差ベクトルの前記事後分布であるクラス間分布とに関するパラメータ情報を推定し、

前記パラメータ情報を用いて前記クラス内分布および前記クラス間分布の比の対数尤度から導かれる前記顔特徴量間の距離を前記類似度として算出する

請求項 16 に記載の顔類似度算出装置。

23. 前記クラス内分布および前記クラス間分布がそれぞれ正規分布であるとき、前記信頼性指標におけるそれぞれ

れの分布の比の対数尤度から導かれる前記適応的判別距離を前記類似度として算出する

請求項 2 2 に記載の顔類似度算出装置。

2 4 . 前記信頼性指標 $[\theta_i]$ に対する前記差ベクトル s の各要素 k のクラス内分散 $\sigma_{W,k}([\theta_i])^2$ およびクラス間分散 $\sigma_{B,k}([\theta_i])^2$ を推定し、前記推定された分散に基づいて前記適応的判別距離を前記類似度として算出する

請求項 2 3 に記載の顔類似度算出装置。

2 5 . 前記信頼性指標 $[\theta_i]$ に対する差ベクトル s の各要素 k の前記クラス内分散 $\sigma_{W,k}([\theta_i])^2$ および前記クラス間分散 $\sigma_{B,k}([\theta_i])^2$ の推定のために、前記クラス内分散 $\sigma_{W,k}([\theta_i])^2$ をあらかじめ記憶する第 1 分散値テーブルと、前記クラス間分散 $\sigma_{B,k}([\theta_i])^2$ をあらかじめ記憶する第 2 分散値テーブルとを備え、

前記信頼性指標 $[\theta_i]$ に基づいて前記第 1 および第 2 分散値テーブルをそれぞれ参照して分散を推定し、

前記推定された分散に基づいて前記適応的判別距離を前記類似度として算出する

請求項 2 4 に記載の顔類似度算出装置。

2 6 . 前記クラス内分布および前記クラス間分布がそれ

ぞれ混合分布であるとして、前記信頼性指標におけるそれぞれの混合分布の比の対数尤度から導かれる前記適応的混合判別距離を前記類似度として算出する

請求項 22 に記載の顔類似度算出装置。

27. 第1顔画像を入力する画像入力部と、

前記第1顔画像部から顔特徴量を抽出し、前記第1顔画像部から、前記顔特徴量に対する信頼性を表す信頼性指標と抽出し、前記顔特徴量をと前記信頼性指標を第1顔メタデータとして生成する顔メタデータ生成部と、

複数の第2顔メタデータを蓄積する顔メタデータ蓄積部と、

前記第1顔メタデータと前記複数の第2顔メタデータの各々の間の顔類似度を算出する顔類似度算出部と、

入力された指令に応じて、前記画像入力部、前記顔メタデータ生成部、および前記顔類似度算出部を制御する制御部と

を具備する顔認識システム。

28. 顔画像から抽出された顔特徴量と当該顔特徴量に対する信頼性を表す信頼性指標顔とを第1顔メタデータとして生成するステップと、

複数の第2顔メタデータの各々を読み出すステップと、

前記第1顔メタデータと前記複数の第2顔メタデータの各々の前記顔特徴量と前記信頼性指標とに基づいて、前記

第 1 顔メタデータと前記複数の第 2 顔メタデータの各々との間の顔類似度を算出するステップと、

前記顔類似度に従って前記顔画像のマッチング結果を出力するステップと
を具備する顔認識方法。

29. (a) 顔画像から顔特徴量を抽出するステップと、

(b) 前記顔画像から前記顔特徴量に対する信頼性を表す信頼性指標を抽出ステップと、

(c) 前記顔特徴量および前記信頼性指標を顔メタデータとして生成するステップと
を具備する顔メタデータ生成方法。

30. 前記ステップ (b) は、前記信頼性指標として、前記顔画像のコントラスト指標を抽出するステップを具備する請求項 29 に記載の顔メタデータ生成方法。

31. 前記ステップ (b) は、前記画像のコントラスト指標として、前記顔画像中の画素値の最大値と最小値との差を抽出するステップを具備する請求項 30 に記載の顔メタデータ生成方法。

32. 前記ステップ (b) は、前記顔画像のコントラスト指標として、前記顔画像中の画素値の分散および標準偏

差の一方を抽出するステップを具備する請求項 30 に記載の顔メタデータ生成方法。

33. 前記ステップ (b) は、前記信頼性指標として、前記顔画像の非対称性指標を抽出するステップを具備する請求項 29 に記載の顔メタデータ生成方法。

34. 前記ステップ (b) は、前記顔画像の非対称性指標として、前記顔画像と該顔画像を左右反転した画像としての反転画像との間の差分の最大値を抽出するステップを具備する請求項 33 に記載の顔メタデータ生成方法。

35. 前記ステップ (b) は、前記顔画像の非対称性指標として、前記顔画像と反転画像との間の差分画像の画素値のべき乗の和および平均のいずれかを抽出するステップを具備する請求項 33 に記載の顔メタデータ生成方法。

36. 前記信頼性指標は、前記顔画像のコントラスト指標および前記顔画像の非対称性指標である請求項 29 に記載の顔メタデータ生成方法。

37. 前記ステップ (b) は、

前記顔画像のコントラスト指標として前記顔画像中の画素値の最大値と最小値の差を抽出するステップと、

前記顔画像の非対称性指標として前記顔画像と前記反転

画像との間の差分の最大値を抽出するステップと
を具備する請求項 36 に記載の顔メタデータ生成方法。

38. 前記ステップ (b) は、

前記顔画像のコントラスト指標として前記顔画像中の画素値の分散および標準偏差の一方を抽出するステップと、

前記顔画像の非対称性指標として前記顔画像と前記反転画像との間の差分画像の画素値のべき乗の和および平均の一方を抽出するステップと

を具備する請求項 36 に記載の顔メタデータ生成方法。

39. 顔画像から抽出された顔特徴量と当該顔特徴量に対する信頼性を表す信頼性指標とに基づいて前記類似度を算出する顔類似度算出方法。

40. 第 1 と第 2 顔画像の各々に対する顔特徴量に対する信頼性指標を用いて、前記顔特徴量間の差ベクトルの事後分布に関するパラメータ情報を推定ステップと、

事後分布に関する前記パラメータ情報を用いて対数尤度から顔特徴間の距離を類似度として算出するステップと
を具備する請求項 39 に記載の顔類似度算出方法。

41. 前記顔特徴量間の差ベクトルの事後分布が正規分布であるとして、前記信頼性指標における正規分布の対数尤度から導かれる適応的マハラノビス距離を類似度として算出する

請求項 4 0 に記載の顔類似度算出方法。

4 2 . 信頼性指標 $[\theta_i]$ に対する差ベクトル s の各要素 k の分散 $\sigma_{s,k}([\theta_i])^2$ を推定するステップと、

前記各要素 k の分散 $\sigma_{s,k}([\theta_i])^2$ を用いて適応的マハラノビス距離を計算するステップと

を具備する請求項 4 1 に記載の顔類似度算出方法。

4 3 . 信頼性指標 $[\theta_i]$ に対する差ベクトル s の各要素 k の分散 $\sigma_{s,k}([\theta_i])^2$ をあらかじめ分散値テーブルに記憶し、信頼性指標 $[\theta_i]$ によって前記分散値テ

ーブルを参照することによって適応的マハラノビス距離の計算で必要となる分散値を生成する

請求項 4 2 に記載の顔類似度算出方法。

請求項 4 2 に記載の顔類似度算出方法。

4 4 . 顔特徴量間の差ベクトルの事後分布が混合分布であるとして、前記信頼性指標における混合分布の対数尤度から導かれる適応的混合マハラノビス距離を類似度として算出する

請求項 4 0 に記載の顔類似度算出方法。

4 5 . 比較する顔特徴量に対する信頼性指標を用いて、一致と見做すべきクラス内における顔特徴量間の差ベクトルの事後分布（クラス内分布）と、不一致と見做すべきクラス間における顔特徴量間の差ベクトルの事後分布（クラ

ス間分布) とに関するパラメータ情報を推定し、前記クラス内分布および前記クラス間分布の比の対数尤度から導かれる顔特徴量間の距離を類似度として算出する

請求項 3 9 に記載の顔類似度算出方法。

4 6 . 前記クラス内分布および前記クラス間分布がそれぞれ正規分布であるとして、前記信頼性指標におけるそれぞれの分布の比の対数尤度から導かれる適応的判別距離を類似度として算出する

請求項 4 5 に記載の顔類似度算出方法。

4 7 . 信頼性指標 $[\theta_i]$ に対する差ベクトル s の各要素 k のクラス内分散 $\sigma_{W,k}([\theta_i])^2$ およびクラス間分散 $\sigma_{B,k}([\theta_i])^2$ を推定することで、適応的判別距離を類似度として算出する

請求項 4 6 に記載の顔類似度算出方法。

4 8 . 信頼性指標 $[\theta_i]$ に対する差ベクトル s の各要素 k のクラス内分散 $\sigma_{W,k}([\theta_i])^2$ およびクラス間分散 $\sigma_{B,k}([\theta_i])^2$ の推定のために、クラス内分散 $\sigma_{W,k}([\theta_i])^2$ をあらかじめ記憶する第 1 分散値テーブルと、クラス間分散 $\sigma_{B,k}([\theta_i])^2$ をあらかじめ記憶する第 2 分散値テーブルとを備え、

信頼性指標 $[\theta_i]$ によって第 1 および第 2 分散値テーブルをそれぞれ参照することで、適応的判別距離において

必要となる分散値を推定する

請求項 4 7 に記載の顔類似度算出方法。

4 9 . 前記クラス内分布および前記クラス間分布がそれぞれ混合分布であるとして、前記信頼性指標におけるそれぞれの混合分布の比の対数尤度から導かれる適応的混合判別距離を類似度として算出する

請求項 4 5 に記載の顔類似度算出方法。

5 0 . 顔画像から顔特徴量を抽出し、

前記顔画像から、前記顔特徴量に対する信頼性を表す信頼性指標を抽出し、

前記顔特徴量および前記信頼性指標を顔メタデータとして生成する

ステップを有するメタデータ生成プログラムを格納する記録媒体。

5 1 . 前記画像から顔特徴量を抽出し、

前記顔特徴量に対する信頼性を表す信頼性指標を抽出し、

前記顔特徴量と前記信頼性指標とに基づいて類似度を算出する

ステップを具備する類似度算出プログラムを格納した記録媒体。

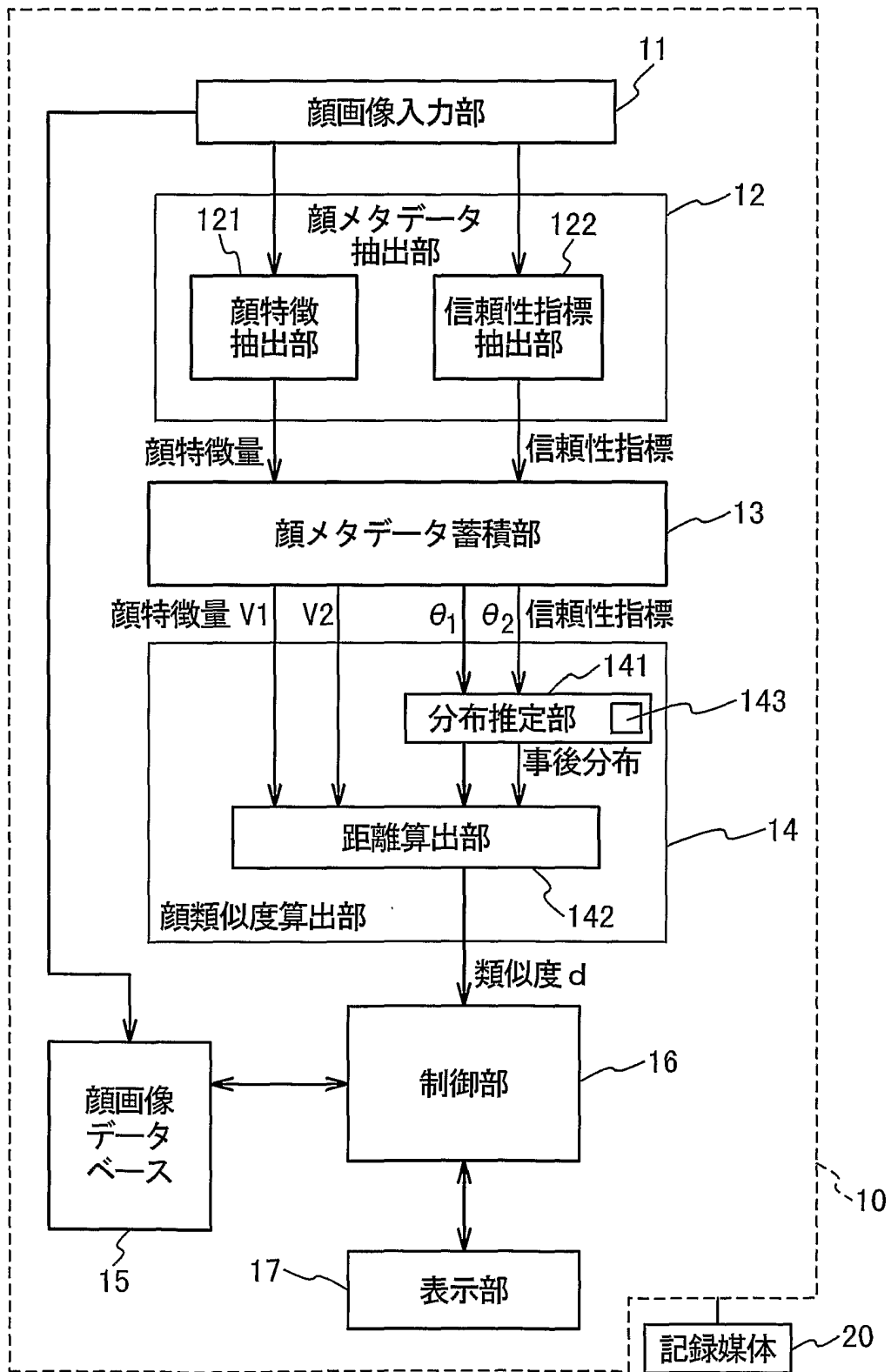
52. 入力画像から抽出された顔特徴量と当該顔特徴量に対する信頼性を表す信頼性指標顔とを顔メタデータとして生成し、

生成された複数の顔メタデータを顔メタデータ蓄積部に蓄積し、

ある顔画像の顔メタデータと前記顔メタデータ蓄積部に蓄積された複数の顔メタデータの各々とを入力し、顔特徴量と当該顔特徴量に対する信頼性を表す信頼性指標とに基づいて顔類似度を算出し、

前記顔類似度に従って顔画像マッチング結果を出力するステップを有する顔認識プログラムを格納する記録媒体。

Fig. 1



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP02/13114

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER
Int.Cl⁷ G06T1/00, G06T7/00

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)
Int.Cl⁷ G06T1/00, G06T7/00

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

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

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	JP 10-177650 A (NEC Corp.), 30 June, 1998 (30.06.98), Full text; all drawings & US 6067369 A & GB 2320352 A	1, 11, 12, 14, 15, 27-29, 50, 52
Y	MOGHADDAM et al., 'Probabilistic Visual Learning for Object Representation', IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, July 1997, Vol.19, No.7, pages 696 to 710	1, 11, 12, 14, 15, 27-29, 50, 52
A	ZHAO et al., 'Discriminant analysis of principal components for face recognition', Proceedings of Third IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, April 1998, pages 336 to 341	1-15, 27-38, 50, 52

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 document 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
06 February, 2003 (06.02.03)

Date of mailing of the international search report
25 February, 2003 (25.02.03)

Name and mailing address of the ISA/
Japanese Patent Office

Authorized officer

Facsimile No.

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP02/13114

C (Continuation). DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT		
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	JP 2000-306095 A (Fujitsu Ltd.), 02 November, 2000 (02.11.00), Full text; all drawings (Family: none)	1-15,27-38, 50,52
P,X	KAMEI 'FACE RETRIEVAL BY AN ADAPTIVE MAHALANOBIS DISTANCE USING A CONFIDENCE FACTOR', Proceedings of IEEE 2002 International Conference on Image Processing, September 2002, pages 153 to 156	1-15,27-38, 50,52

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP02/13114

Box I Observations where certain claims were found unsearchable (Continuation of item 2 of first sheet)

This international search report has not been established in respect of certain claims under Article 17(2)(a) for the following reasons:

1. Claims Nos.:
because they relate to subject matter not required to be searched by this Authority, namely:

2. Claims Nos.: 16-26, 39-49, 51
because they relate to parts of the international application that do not comply with the prescribed requirements to such an extent that no meaningful international search can be carried out, specifically:
The words "the (said)" of "the face image", "the similarity", and so forth appearing in claims 16, 39, 51 lack the previous and corresponding expressions. Similarly, in claims 17-26, 40-49 referring to claims 16, and 39 respectively, (continued to extra sheet)
3. Claims Nos.:
because they are dependent claims and are not drafted in accordance with the second and third sentences of Rule 6.4(a).

Box II Observations where unity of invention is lacking (Continuation of item 3 of first sheet)

This International Searching Authority found multiple inventions in this international application, as follows:

1. As all required additional search fees were timely paid by the applicant, this international search report covers all searchable claims.
2. As all searchable claims could be searched without effort justifying an additional fee, this Authority did not invite payment of any additional fee.
3. As only some of the required additional search fees were timely paid by the applicant, this international search report covers only those claims for which fees were paid, specifically claims Nos.:

4. No required additional search fees were timely paid by the applicant. Consequently, this international search report is restricted to the invention first mentioned in the claims; it is covered by claims Nos.:

- Remark on Protest**
- The additional search fees were accompanied by the applicant's protest.
- No protest accompanied the payment of additional search fees.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP02/13114

Continuation of Box No.I-2 of continuation of first sheet(1)

the words lack the previous and corresponding expressions. The inventions of claims 16-26, 39-49, and 51 are remarkably unclear, so that no meaningful international search can be carried out based on the description.

A. 発明の属する分野の分類 (国際特許分類 (IPC))
Int. Cl⁷ G06T1/00, G06T7/00

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. Cl⁷ G06T1/00, 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

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)
JICST

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	J P 10-177650 A (日本電気株式会社) 1998. 06.30, 全文, 全図 & US 6067369 A & GB 2320352 A	1, 11, 12, 14, 15, 27-29, 50, 52
Y	MOGHADDAM et al.' Probabilistic Visual Learning for Object Representation', IEEE TRANSACTIONS ON P ATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, Ju ly 1997, Vol. 19, No. 7, p. 696-710	1, 11, 12, 14, 15, 27-29, 50, 52

C欄の続きにも文献が列挙されている。

パテントファミリーに関する別紙を参照。

* 引用文献のカテゴリー

- 「A」 特に関連のある文献ではなく、一般的な技術水準を示すもの
- 「E」 国際出願日前の出願または特許であるが、国際出願日以後に公表されたもの
- 「L」 優先権主張に疑義を提起する文献又は他の文献の発行日若しくは他の特別な理由を確立するために引用する文献 (理由を付す)
- 「O」 口頭による開示、使用、展示等に言及する文献
- 「P」 国際出願日前で、かつ優先権の主張の基礎となる出願

の日の後に公表された文献

- 「T」 国際出願日又は優先日後に公表された文献であって出願と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 06.02.03

国際調査報告の発送日 25.02.03

国際調査機関の名称及びあて先
日本国特許庁 (ISA/JJP)
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)
脇岡 剛



5H 9365

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
A	ZHAO et al. 'Discriminant analysis of principal components for face recognition', Proceedings of Third IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, April 1998, p.336-341	1-15, 27-38, 50, 52
A	J P 2000-306095 A (富士通株式会社) 2000.11.02, 全文, 全図 (ファミリーなし)	1-15, 27-38, 50, 52
P X	KAMEI' FACE RETRIEVAL BY AN ADAPTIVE MAHAL ANOBIS DISTANCE USING A CONFIDENCE FACTOR', Proceedings of IEEE 2002 International Conference on Image Processing, September 2002, p.153-156	1-15, 27-38, 50, 52

第I欄 請求の範囲の一部の調査ができないときの意見 (第1ページの2の続き)

法第8条第3項(PCT17条(2)(a))の規定により、この国際調査報告は次の理由により請求の範囲の一部について作成しなかった。

1. 請求の範囲 _____ は、この国際調査機関が調査をすることを要しない対象に係るものである。つまり、
2. 請求の範囲 16-26, 39-49, 51 は、有意義な国際調査をすることができる程度まで所定の要件を満たしていない国際出願の部分に係るものである。つまり、
請求の範囲16, 39, 51の「前記顔画像」「前記類似度」等の記載の「前記」に対応する記載が不明確である。また、請求の範囲16, 39, 51を引用する請求の範囲17-26, 40-49も同様の理由で不明確である。したがって、請求の範囲16-26, 39-49, 51の記載が著しく不明確であるため、これらの書類に基づいて有効な国際調査をすることができない。
3. 請求の範囲 _____ は、従属請求の範囲であってPCT規則6.4(a)の第2文及び第3文の規定に従って記載されていない。

第II欄 発明の単一性が欠如しているときの意見 (第1ページの3の続き)

次に述べるようにこの国際出願に二以上の発明があるところの国際調査機関は認めた。

1. 出願人が必要な追加調査手数料をすべて期間内に納付したので、この国際調査報告は、すべての調査可能な請求の範囲について作成した。
2. 追加調査手数料を要求するまでもなく、すべての調査可能な請求の範囲について調査することができたので、追加調査手数料の納付を求めなかった。
3. 出願人が必要な追加調査手数料を一部のみしか期間内に納付しなかったため、この国際調査報告は、手数料の納付のあった次の請求の範囲のみについて作成した。
4. 出願人が必要な追加調査手数料を期間内に納付しなかったため、この国際調査報告は、請求の範囲の最初に記載されている発明に係る次の請求の範囲について作成した。

追加調査手数料の異議の申立てに関する注意

- 追加調査手数料の納付と共に出願人から異議申立てがあった。
- 追加調査手数料の納付と共に出願人から異議申立てがなかった。