

(19)日本国特許庁(JP)

## (12)特許公報(B2)

(11)特許番号  
特許第7519021号  
(P7519021)

(45)発行日 令和6年7月19日(2024.7.19)

(24)登録日 令和6年7月10日(2024.7.10)

(51)国際特許分類		F I			
G 0 6 N	99/00	(2019.01)	G 0 6 N	99/00	1 8 0
G 0 6 F	18/25	(2023.01)	G 0 6 F	18/25	

請求項の数 10 (全32頁)

(21)出願番号	特願2023-506647(P2023-506647)	(73)特許権者	000004237 日本電気株式会社 東京都港区芝五丁目7番1号
(86)(22)出願日	令和3年3月18日(2021.3.18)	(74)代理人	100094112 弁理士 岡部 譲
(86)国際出願番号	PCT/JP2021/011243	(74)代理人	100106183 弁理士 吉澤 弘司
(87)国際公開番号	WO2022/195827	(72)発明者	伊藤 良峻 東京都港区芝五丁目7番1号 日本電気株式会社内
(87)国際公開日	令和4年9月22日(2022.9.22)	(72)発明者	山本 仁 東京都港区芝五丁目7番1号 日本電気株式会社内
審査請求日	令和5年8月24日(2023.8.24)	(72)発明者	幸田 芳紀 東京都港区芝五丁目7番1号 日本電気株式会社内

最終頁に続く

(54)【発明の名称】 情報処理装置、情報処理方法及び記憶媒体

## (57)【特許請求の範囲】

## 【請求項1】

各々が複数のクラスのいずれかに分類された複数のデータを取得する取得手段と、前記複数のデータの統計量を含む目的関数に基づいて、前記複数のデータの次元削減に用いられる射影行列を算出する算出手段と、

を有し、

前記目的関数は、前記複数のクラスのうちの第1クラスと第2クラスの間における、前記複数のデータのクラス間ばらつきを示す第1項を含む第1関数と、前記第1クラスと前記第2クラスの少なくとも1つにおける、前記複数のデータのクラス内ばらつきを示す第2項を含む第2関数と、を含み、

前記算出手段は、前記複数のクラスのうちの1つである特定クラスを含む組み合わせで前記第1クラスと前記第2クラスを選択する制約条件の下で前記目的関数の最適化を行うことにより、前記射影行列の算出を行う、

情報処理装置。

## 【請求項2】

前記目的関数は、前記第1関数と前記第2関数の比の、前記複数のクラスにわたる最小値又は最大値を含む、

請求項1に記載の情報処理装置。

## 【請求項3】

前記第2関数は、前記第1クラスにおける前記複数のデータのクラス内ばらつきと、前

記第 2 クラスにおける前記複数のデータのクラス内ばらつきとの加重平均を含む、  
請求項 1 又は 2 に記載の情報処理装置。

【請求項 4】

前記第 1 関数は、前記複数のクラスにわたる前記複数のデータのクラス間ばらつきの平均を示す第 3 項を更に含み、

前記第 2 関数は、前記複数のクラスにわたる前記複数のデータのクラス内ばらつきの平均を示す第 4 項を更に含む、

請求項 1 乃至 3 のいずれか 1 項に記載の情報処理装置。

【請求項 5】

前記最適化は、前記目的関数を最大化又は最小化する処理である

請求項 1 乃至 4 のいずれか 1 項に記載の情報処理装置。

【請求項 6】

前記データは、生体情報から抽出された特徴量データである、

請求項 1 乃至 5 のいずれか 1 項に記載の情報処理装置。

【請求項 7】

前記特定クラスは、前記生体情報を用いた生体照合における照合対象者に対応する特徴量データが分類されるクラスである、

請求項 6 に記載の情報処理装置。

【請求項 8】

前記複数のクラスは、複数の端末にそれぞれ対応しており、

前記複数の端末のうちの前記特定クラスに対応する端末に前記射影行列を送信する送信手段を更に有する、

請求項 1 乃至 7 のいずれか 1 項に記載の情報処理装置。

【請求項 9】

コンピュータが、

各々が複数のクラスのいずれかに分類された複数のデータを取得するステップと、

前記複数のデータの統計量を含む目的関数に基づいて、前記複数のデータの次元削減に用いられる射影行列を算出するステップと、

を実行する情報処理方法であって、

前記目的関数は、前記複数のクラスのうちの第 1 クラスと第 2 クラスの間における、前記複数のデータのクラス間ばらつきを示す第 1 項を含む第 1 関数と、前記第 1 クラスと前記第 2 クラスの少なくとも 1 つにおける、前記複数のデータのクラス内ばらつきを示す第 2 項を含む第 2 関数と、を含み、

前記射影行列を算出するステップは、前記複数のクラスのうちの 1 つである特定クラスを含む組み合わせで前記第 1 クラスと前記第 2 クラスを選択する制約条件の下で前記目的関数の最適化を行うことにより、前記射影行列の算出を行うことを含む、

情報処理方法。

【請求項 10】

コンピュータに、

各々が複数のクラスのいずれかに分類された複数のデータを取得するステップと、

前記複数のデータの統計量を含む目的関数に基づいて、前記複数のデータの次元削減に用いられる射影行列を算出するステップと、

を含む情報処理方法を実行させるプログラムであって、

前記目的関数は、前記複数のクラスのうちの第 1 クラスと第 2 クラスの間における、前記複数のデータのクラス間ばらつきを示す第 1 項を含む第 1 関数と、前記第 1 クラスと前記第 2 クラスの少なくとも 1 つにおける、前記複数のデータのクラス内ばらつきを示す第 2 項を含む第 2 関数と、を含み、

前記射影行列を算出するステップは、前記複数のクラスのうちの 1 つである特定クラスを含む組み合わせで前記第 1 クラスと前記第 2 クラスを選択する制約条件の下で前記目的関数の最適化を行うことにより、前記射影行列の算出を行うことを含む、

10

20

30

40

50

## プログラム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

この開示は、情報処理装置、情報処理方法及び記憶媒体に関する。

【背景技術】

【0002】

高次元のデータを扱う機械学習等の処理において、次元削減が行われる場合がある。このような用途においては、次元削減後にデータがクラスに応じて適切に分離されていることが望まれる。特許文献1には、次元削減に用いられる射影行列の生成手法の一例が開示されている。

10

【先行技術文献】

【特許文献】

【0003】

【文献】特開2010-39778号公報

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0004】

特許文献1に記載されているような次元削減手法において、より良好にクラスを分離し得る手法が求められる場合がある。

20

【0005】

この開示は、より良好にクラスが分離され得る次元削減を実現する情報処理装置、情報処理方法及び記憶媒体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】

【0006】

この開示の一観点によれば、各々が複数のクラスのいずれかに分類された複数のデータを取得する取得手段と、前記複数のデータの統計量を含む目的関数に基づいて、前記複数のデータの次元削減に用いられる射影行列を算出する算出手段と、を有し、前記目的関数は、前記複数のクラスのうちの第1クラスと第2クラスの間における、前記複数のデータのクラス間ばらつきを示す第1項を含む第1関数と、前記第1クラスと前記第2クラスの少なくとも1つにおける、前記複数のデータのクラス内ばらつきを示す第2項を含む第2関数と、を含み、前記算出手段は、前記複数のクラスのうちの1つである特定クラスを含む組み合わせで前記第1クラスと前記第2クラスを選択する制約条件の下で前記目的関数の最適化を行うことにより、前記射影行列の算出を行う、情報処理装置が提供される。

30

【0007】

この開示の他の一観点によれば、コンピュータが、各々が複数のクラスのいずれかに分類された複数のデータを取得するステップと、前記複数のデータの統計量を含む目的関数に基づいて、前記複数のデータの次元削減に用いられる射影行列を算出するステップと、を実行する情報処理方法であって、前記目的関数は、前記複数のクラスのうちの第1クラスと第2クラスの間における、前記複数のデータのクラス間ばらつきを示す第1項を含む第1関数と、前記第1クラスと前記第2クラスの少なくとも1つにおける、前記複数のデータのクラス内ばらつきを示す第2項を含む第2関数と、を含み、前記射影行列を算出するステップは、前記複数のクラスのうちの1つである特定クラスを含む組み合わせで前記第1クラスと前記第2クラスを選択する制約条件の下で前記目的関数の最適化を行うことにより、前記射影行列の算出を行うことを含む、情報処理方法が提供される。

40

【0008】

この開示の他の一観点によれば、コンピュータに、各々が複数のクラスのいずれかに分類された複数のデータを取得するステップと、前記複数のデータの統計量を含む目的関数に基づいて、前記複数のデータの次元削減に用いられる射影行列を算出するステップと、を含む情報処理方法を実行させるプログラムが記憶された記憶媒体であって、前記目的関

50

数は、前記複数のクラスのうちの第1クラスと第2クラスの間における、前記複数のデータのクラス間ばらつきを示す第1項を含む第1関数と、前記第1クラスと前記第2クラスの少なくとも1つにおける、前記複数のデータのクラス内ばらつきを示す第2項を含む第2関数と、を含み、前記射影行列を算出するステップは、前記複数のクラスのうちの1つである特定クラスを含む組み合わせで前記1クラスと前記第2クラスを選択する制約条件の下で前記目的関数の最適化を行うことにより、前記射影行列の算出を行うことを含む、記憶媒体が提供される。

【図面の簡単な説明】

【0009】

【図1】第1実施形態に係る情報処理装置のハードウェア構成を示すブロック図である。 10

【図2】第1実施形態に係る情報処理装置の機能ブロック図である。

【図3】第1実施形態に係る情報処理装置において行われる訓練処理の概略を示すフローチャートである。

【図4】第1実施形態に係る情報処理装置において行われる判定処理の概略を示すフローチャートである。

【図5】複数のクラスの分散と射影軸の向きとの関係を模式的に示す図である。

【図6】第2実施形態に係る情報処理装置において行われる射影行列算出処理の概略を示すフローチャートである。

【図7A】複数のクラスの分散を模式的に示す図である。

【図7B】クラスCL1を特定クラスとして設定した場合の訓練データの分布を示す図である。 20

【図7C】クラスCL3を特定クラスとして設定した場合の訓練データの分布を示す図である。

【図8】第5実施形態に係る情報処理システムの構成を示すブロック図である。

【図9】第5実施形態に係る情報処理システムの構成を示す機能ブロック図である。

【図10】第5実施形態に係る情報処理システムの動作を示す模式図である。

【図11】第6実施形態に係る情報処理システムの全体構成を示す模式図である。

【図12】第6実施形態に係るイヤホン制御装置のハードウェア構成例を示すブロック図である。

【図13】第6実施形態に係るイヤホン及び情報処理装置の機能ブロック図である。 30

【図14】第6実施形態に係る情報処理装置により行われる生体照合処理の概略を示すフローチャートである。

【図15】第7実施形態に係る情報処理装置の機能ブロック図である。

【発明を実施するための形態】

【0010】

以下、図面を参照して、この開示の例示的な実施形態を説明する。図面において同様の要素又は対応する要素には同一の符号を付し、その説明を省略又は簡略化することがある。

【0011】

[第1実施形態]

本実施形態の情報処理装置は、入力されたデータの次元削減に用いられる射影行列を算出する装置である。また、本実施形態の情報処理装置は、入力されたデータに対して射影行列を用いた特徴選択を行ったデータに対して人物識別等の判定を行う判定機能を備え得る。このデータは、例えば、生体情報から抽出された特徴量データであり得る。この場合、情報処理装置は、生体情報に基づいて人物の本人確認等を行う生体照合装置であり得る。以下、本実施形態の情報処理装置は、射影行列を算出する訓練機能と射影行列に基づく判定機能との両方を備えた生体照合装置であるものとするがこれに限定されるものではない。 40

【0012】

図1は、情報処理装置1のハードウェア構成例を示すブロック図である。本実施形態の情報処理装置1は、例えば、PC(Personal Computer)、処理サーバ、スマートフォ 50

ン、マイクロコンピュータ等のコンピュータであり得る。情報処理装置 1 は、プロセッサ 1 0 1、メモリ 1 0 2、通信 I / F (Interface) 1 0 3、入力装置 1 0 4 及び出力装置 1 0 5 を備える。なお、情報処理装置 1 の各部は、不図示のバス、配線、駆動装置等を介して相互に接続される。

【 0 0 1 3 】

プロセッサ 1 0 1 は、例えば、C P U (Central Processing Unit)、G P U (Graphics Processing Unit)、F P G A (Field-Programmable Gate Array)、A S I C (Application Specific Integrated Circuit)、T P U (Tensor Processing Unit) 等の演算処理回路を 1 つ又は複数備える処理装置である。プロセッサ 1 0 1 は、メモリ 1 0 2 等に記憶されたプログラムに従って所定の演算を行うとともに、情報処理装置 1 の各部を制御する機能をも有する。

10

【 0 0 1 4 】

メモリ 1 0 2 は、プロセッサ 1 0 1 の動作に必要な一時的なメモリ領域を提供する揮発性記憶媒体と、処理対象のデータ、情報処理装置 1 の動作プログラム等の情報を非一時的に記憶する不揮発性記憶媒体とを含み得る。揮発性記憶媒体の例としては、R A M (Random Access Memory) が挙げられる。不揮発性記憶媒体の例としては、R O M (Read Only Memory)、H D D (Hard Disk Drive)、S S D (Solid State Drive)、フラッシュメモリ等が挙げられる。

【 0 0 1 5 】

通信 I / F 1 0 3 は、イーサネット(登録商標)、W i - F i (登録商標)、B l u e t o o t h (登録商標)等の規格に基づく通信インターフェースである。通信 I / F 1 0 3 は、データサーバ、センサデバイス等の他の装置との通信を行うためのモジュールである。

20

【 0 0 1 6 】

入力装置 1 0 4 は、キーボード、ポインティングデバイス、ボタン等であって、ユーザが情報処理装置 1 を操作するために用いられる。ポインティングデバイスの例としては、マウス、トラックボール、タッチパネル、ペンタブレット等が挙げられる。入力装置 1 0 4 は、カメラ、マイクロホン等のセンサデバイスを含んでいてもよい。これらのセンサデバイスは、生体情報の取得に用いられ得る。

【 0 0 1 7 】

出力装置 1 0 5 は、例えば、表示装置、スピーカ等のユーザに情報を提示する装置である。入力装置 1 0 4 及び出力装置 1 0 5 は、タッチパネルとして一体に形成されていてもよい。

30

【 0 0 1 8 】

図 1 においては、情報処理装置 1 は、1 つの装置により構成されているが、情報処理装置 1 の構成はこれに限定されるものではない。例えば、情報処理装置 1 は、複数の装置によって構成されるシステムであってもよい。また、情報処理装置 1 にこれら以外の装置が追加されていてもよく、一部の装置が設けられていなくてもよい。また、一部の装置が同様の機能を有する別の装置に置換されていてもよい。更に、本実施形態の一部の機能がネットワークを介して他の装置により提供されてもよく、本実施形態の機能が複数の装置に分散されて実現されるものであってもよい。例えば、メモリ 1 0 2 が、他の措置に設けられた記憶装置であるクラウドストレージを含んでいてもよい。このように情報処理装置 1 のハードウェア構成は適宜変更可能である。

40

【 0 0 1 9 】

図 2 は、本実施形態に係る情報処理装置 1 の機能ブロック図である。情報処理装置 1 は、射影行列算出部 1 1 0、第 1 特徴抽出部 1 2 1、第 2 特徴抽出部 1 3 1、特徴選択部 1 3 2、判定部 1 3 3、出力部 1 3 4、訓練データ記憶部 1 4 1、射影行列記憶部 1 4 2 及び対象データ記憶部 1 4 3 を備える。射影行列算出部 1 1 0 は、分離度算出部 1 1 1、制約設定部 1 1 2 及び射影行列更新部 1 1 3 を備える。

【 0 0 2 0 】

50

プロセッサ 101 は、メモリ 102 に記憶されたプログラムを実行することで、所定の演算処理を行う。また、プロセッサ 101 は、当該プログラムに基づいて、メモリ 102、通信 I/F 103、入力装置 104 及び出力装置 105 の各部を制御する。これらにより、プロセッサ 101 は、射影行列算出部 110、第 1 特徴抽出部 121、第 2 特徴抽出部 131、特徴選択部 132、判定部 133 及び出力部 134 の機能を実現する。また、メモリ 102 は、訓練データ記憶部 141、射影行列記憶部 142 及び対象データ記憶部 143 の機能を実現する。第 1 特徴抽出部 121 及び射影行列算出部 110 は、それぞれ、より一般的に取得手段及び算出手段と呼ばれることもある。

#### 【0021】

なお、図 2 に記載されている機能ブロックの一部は、情報処理装置 1 の外部の装置に設けられていてもよく、複数の装置の協働により実現されてもよい。例えば、情報処理装置 1 は、訓練データを用いた訓練を行う訓練装置と、対象データに対する判定を行う判定装置とに分かれていてもよい。この場合、訓練装置は、射影行列算出部 110、第 1 特徴抽出部 121 及び訓練データ記憶部 141 を含み得る。判定装置は、第 2 特徴抽出部 131、特徴選択部 132、判定部 133、出力部 134 及び対象データ記憶部 143 を含み得る。

10

#### 【0022】

図 3 は、本実施形態に係る情報処理装置 1 において行われる訓練処理の概略を示すフローチャートである。本実施形態の訓練処理は、例えば、ユーザ操作等により、情報処理装置 1 に訓練データを用いた訓練処理の指令が行われた時点で開始される。しかしながら、本実施形態の訓練処理が行われるタイミングは、特に限定されるものではなく、情報処理装置 1 が訓練データを取得した時点であってもよく、所定の時間間隔で繰り返し実行されるものであってもよい。なお、本実施形態においては、訓練データ記憶部 141 にあらかじめ複数のクラスのいずれかに分類された訓練データが記憶されているものとするが、訓練処理の実行時にデータサーバ等の他の装置から訓練データを取得してもよい。

20

#### 【0023】

ステップ S11 において、第 1 特徴抽出部 121 は、訓練データ記憶部 141 から訓練データを取得する。この訓練データには、ユーザ等によってあらかじめ複数のクラスのいずれに分類されるかを示す情報が対応付けられている。例えば、この訓練データが生体、物体等から取得されたセンサデータである場合には、複数のクラスとは、訓練データを取得した人物、物体等を特定する識別番号等であり得る。

30

#### 【0024】

ステップ S12 において、第 1 特徴抽出部 121 は、訓練データから特徴量データを抽出する。ステップ S13 において、射影行列算出部 110 は、射影行列を算出する。算出された射影行列は、射影行列記憶部 142 に記憶される。一般的に、特徴量データは多次元データであり、特徴量データに基づく判定を適切に行うためには次元削減を要する場合がある。射影行列算出部 110 は、訓練データに基づいて、次元削減を行うための射影行列を決定するための訓練を行う。ステップ S13 における処理の詳細は後述する。

#### 【0025】

なお、訓練データ記憶部 141 にあらかじめ訓練データから抽出された特徴量データが記憶されていてもよく、その場合、ステップ S12 の処理は省略され得る。

40

#### 【0026】

図 4 は、本実施形態に係る情報処理装置 1 において行われる判定処理の概略を示すフローチャートである。本実施形態の判定処理は、例えば、ユーザ操作等により、情報処理装置 1 に対象データを用いた判定処理の指令が行われた時点で開始される。しかしながら、本実施形態の判定処理が行われるタイミングは、特に限定されるものではなく、情報処理装置 1 が対象データを取得した時点であってもよく、所定の時間間隔で繰り返し実行されるものであってもよい。なお、本実施形態においては、射影行列記憶部 142 にあらかじめ射影行列が記憶されており、対象データ記憶部 143 に対象データが記憶されているものとするが、判定処理の実行時にサーバ等の他の装置から対象データを取得してもよい。

50

## 【 0 0 2 7 】

ステップ S 2 1 において、第 2 特徴抽出部 1 3 1 は、対象データ記憶部 1 4 3 から対象データを取得する。この対象データは、本判定処理における判定対象となる未知のデータである。

## 【 0 0 2 8 】

ステップ S 2 2 において、第 2 特徴抽出部 1 3 1 は、対象データから特徴量データを抽出する。ステップ S 2 3 において、特徴選択部 1 3 2 は、対象データに対して射影行列に基づく特徴選択を実行する。この処理は、具体的には、対象データに対して射影行列を作用させることにより、対象データの次元を削減する処理である。この処理をより概念的に言い換えると、特徴選択部 1 3 2 は、対象データの性質をよく反映する特徴を選択することで特徴の個数を削減する処理を行う。

10

## 【 0 0 2 9 】

ステップ S 2 4 において、判定部 1 3 3 は、特徴選択後の特徴量データに基づいて、判定を行う。例えば、判定部 1 3 3 における判定がクラス分類であれば、この判定は、入力された特徴量データが属するクラスを判定する処理である。また、例えば、判定部 1 3 3 における判定が生体照合における人物識別であれば、この判定は、対象データを取得した人物が登録されている人物と同一人物であるか否かを判定する処理である。

## 【 0 0 3 0 】

ステップ S 2 5 において、出力部 1 3 4 は、判定部 1 3 3 による判定結果を出力する。この出力先は、情報処理装置 1 内のメモリ 1 0 2 であってもよく、他の装置であってもよい。

20

## 【 0 0 3 1 】

次に、図 3 のステップ S 1 3 における射影行列算出処理の具体的な内容について説明する。本実施形態における射影行列算出処理の説明に先立って、本実施形態の処理と関連する LDA (Linear Discriminant Analysis) と、WLDA (Worst-case Linear Discriminant Analysis) に触れつつ、本実施形態の射影行列算出処理の理論的背景について説明する。その後、本実施形態の射影行列算出処理の例である WR LDA (Worst-Ratio Linear Discriminant Analysis) と、PWRLDA (Personalized Worst-Ratio Linear Discriminant Analysis) について説明する。

30

## 【 0 0 3 2 】

訓練データの次元数を  $d$ 、訓練データの個数を  $n$ 、 $i$  番目の訓練データを示す  $d$  次元ベクトルを  $x_i$ 、クラスの数  $C$ 、次元削減後の次元数を  $r$  とする。射影行列  $W$  は、以下の式 (1) のように、 $d$  行  $r$  列の実行列で表される。射影行列  $W$  を訓練データ  $x_i$  に作用させることで次元を  $d$  次元から  $r$  次元に削減することができる。

## 【 0 0 3 3 】

## 【 数 1 】

$$W \in \mathbb{R}^{d \times r} \quad (1)$$

40

## 【 0 0 3 4 】

適切な次元削減を実現するため、射影行列  $W$  を算出する手法がいくつか提案されてきている。その手法の一例として、まず、LDA についての概略を説明する。

## 【 0 0 3 5 】

LDA による射影行列  $W$  を決定する最適化問題は、以下の式 (2) で表現される。

## 【 0 0 3 6 】

## 【 数 2 】

$$\operatorname{argmax}_W \operatorname{tr}\{(W^T S_w W)^{-1} W^T S_b W\} \quad (2)$$

50

【 0 0 3 7 】

ここで、行列  $S_b$ 、 $S_w$  は、以下の式 (3) から式 (6) により定義される。  $\arg \max (\cdot)$  は、括弧内の関数の最大値を与える引数を示しており、  $\text{tr}(\cdot)$  は、正方行列のトレースを示しており、  $W^T$  は、  $W$  の転置行列を示している。

【 0 0 3 8 】

【数 3】

$$S_b = \sum_{k=1}^c \frac{n_k}{n} (\bar{\mathbf{m}}_k - \bar{\mathbf{m}})(\bar{\mathbf{m}}_k - \bar{\mathbf{m}})^T \quad (3)$$

10

【 0 0 3 9 】

【数 4】

$$S_w = \sum_{k=1}^c \sum_{\mathbf{x}_i \in \Pi_k} \frac{1}{n} (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{m}}_k)(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{m}}_k)^T \quad (4)$$

【 0 0 4 0 】

【数 5】

$$\bar{\mathbf{m}}_k = \frac{1}{n_k} \sum_{\mathbf{x}_i \in \Pi_k} \mathbf{x}_i \quad (5)$$

20

【 0 0 4 1 】

【数 6】

$$\bar{\mathbf{m}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \quad (6)$$

【 0 0 4 2 】

式 (5) は、  $k$  番目のクラス  $\Pi_k$  における  $\mathbf{x}_i$  のクラス内平均を示しており、式 (6) は、すべての訓練データの標本平均である。したがって、行列  $S_b$  は、クラス間分散の平均を示す行列であり、行列  $S_w$  は、クラス内分散の平均を示す行列である。すなわち、LDA では、大まかには、訓練データのクラス間ばらつきの平均を示す項を訓練データのクラス内ばらつきの平均を示す項で割った比を最大化するような射影行列  $W$  が決定される。この手法では、最適化時には平均のみに着目するため、異なるクラスの一部のみが重複するようにデータが分布している等の、クリティカルなクラス間における混同のリスクが軽視される。

30

【 0 0 4 3 】

そこで、ワーストケースに着目した W LDA が提案されている。以下では W LDA についての概略を説明する。W LDA による射影行列  $W$  を決定する最適化問題は、以下の式 (7) 及び式 (8) で表現される。

40

【 0 0 4 4 】

【数 7】

$$\arg \max_W \frac{\min_{i,j} \{\text{tr}(W^T S_{ij} W)\}}{\max_i \{\text{tr}(W^T S_i W)\}} \quad (7)$$

【 0 0 4 5 】

【数 8】

$$\text{s.t. } W^T W = I_r \quad (8)$$

50

【 0 0 4 6 】

なお、行列  $I_r$  は  $r$  行  $r$  列の単位行列を示している。また、式 ( 8 ) の  $s . t . ( s u b j e c t t o )$  は、制約条件を示している。ここで、行列  $S_{ij}$ 、 $S_k$  は、以下の式 ( 9 ) 及び式 ( 1 0 ) により定義される。

【 0 0 4 7 】

【数 9】

$$S_{ij} = (\bar{m}_i - \bar{m}_j)(\bar{m}_i - \bar{m}_j)^T \quad (9)$$

【 0 0 4 8 】

【数 1 0】

$$S_k = \frac{1}{n_k} \sum_{x_i \in \Pi_k} (x_i - \bar{m}_k)(x_i - \bar{m}_k)^T \quad (10)$$

【 0 0 4 9 】

これらの定義より、行列  $S_{ij}$  は、 $i$  番目のクラスと  $j$  番目のクラスのクラス間分散を示す行列であり、行列  $S_k$  は、 $k$  番目のクラスのクラス内分散を示す行列である。式 ( 8 ) は、正規直交制約と呼ばれる制約条件である。正規直交制約は、射影行列  $W$  の各列のスケールを制限し、次元削減後における特徴表現の冗長性を排除する機能を有している。

【 0 0 5 0 】

しかしながら、式 ( 7 ) 及び式 ( 8 ) の最適化問題 ( 理想的な  $W L D A$  ) は、非凸問題であるため、 $W$  について解くことは容易ではない。したがって、以下のようにして式 ( 7 ) 及び式 ( 8 ) の最適化問題の制約条件緩和を行う。

【 0 0 5 1 】

まず式 ( 1 1 ) に対応する、 $d$  行  $d$  列の半正定値行列 を定義する。

【 0 0 5 2 】

【数 1 1】

$$\Sigma = WW^T \quad (11)$$

【 0 0 5 3 】

次に、制約条件緩和前の解空間を示す集合を以下の式 ( 1 2 ) のように定義する。式 ( 1 1 ) より、明らかに はこの解空間に属する。

【 0 0 5 4 】

【数 1 2】

$$\mathcal{M}_w = \{M_w | M_w = WW^T, W^T W = I_r, W \in \mathbb{R}^{d \times r}\} \quad (12)$$

【 0 0 5 5 】

式 ( 1 2 ) の集合の凸包は以下の式 ( 1 3 ) で与えられる。式 ( 1 3 ) は、制約条件緩和後の解空間を示す集合である。なお、式 ( 1 3 ) の  $0_d$  は、 $d$  行  $d$  列の零行列を示しており、 $I_d$  は  $d$  行  $d$  列の単位行列を示している。

【 0 0 5 6 】

【数 1 3】

$$\mathcal{M}_e = \{M_e | \text{tr}(M_e) = r, 0_d \preceq M_e \preceq I_d\} \quad (13)$$

【 0 0 5 7 】

また、式 ( 1 4 ) は、行列  $(M_e - 0_d)$  が半正定値であり、かつ行列  $(I_d - M_e)$  が半正定値であることを示している。式 ( 1 3 ) が含む式 ( 1 4 ) は、半正定値制約と呼ばれる。

【 0 0 5 8 】

10

20

30

40

50

【数 1 4】

$$\mathbf{0}_d \preceq \mathbf{M}_e \preceq \mathbf{I}_d \quad (14)$$

【0059】

式(11)及び式(13)を用いて、式(7)及び式(8)の最適化問題は、以下の式(15)及び式(16)のように緩和することができる。なお、この式変形において、行列のサイズが適切である場合に行列の積の順序変換に対して行列のトレースが不変であるという性質を用いている。

【0060】

【数 1 5】

$$\operatorname{argmax}_{\Sigma} \frac{\min_{i,j} \{\operatorname{tr}(\mathbf{S}_{ij}\Sigma)\}}{\max_i \{\operatorname{tr}(\mathbf{S}_i\Sigma)\}} \quad (15)$$

10

【0061】

【数 1 6】

$$\text{s.t. } \Sigma \in \mathcal{M}_e \quad (16)$$

【0062】

式(15)及び式(16)の最適化問題(緩和されたW LDA)は、半正定値計画問題の枠組みを活用して、 $\Sigma$ について最適化することができる。

20

【0063】

W LDAの目的関数に含まれる行列 $\mathbf{S}_{ij}$ は、クラス間分散を示す行列であり、行列 $\mathbf{S}_i$ は、クラス内分散を示す行列である。したがって、W LDAでは、大まかには、訓練データのクラス間ばらつきの最小値を示す項を訓練データのクラス内ばらつきの最大値を示す項で割った比を最大化するような射影行列 $\mathbf{W}$ が決定される。この手法では、複数の訓練データのうちのファーストケースの組み合わせが考慮される。そのため、平均のみに着目するL DAとは異なり、クラスの一部のみが重複するようにデータが分布している等の場合においても、そのようなクリティカルな部分のクラス間距離を広げるように最適化された射影行列 $\mathbf{W}$ が算出され得る。

30

【0064】

しかしながら、W LDAにおいては、式(15)等の目的関数の分子のクラス間ばらつきの最小値を与える2つのクラスの組と、分母のクラス内ばらつきの最小値を与えるクラスとが別のクラスになる場合がある。このような場合、分母のクラス内ばらつきの最小値を与えるクラスがクリティカルな箇所とは関連しないものになり、最適化が不十分なものとなるおそれがある。

【0065】

そこで、本実施形態の射影行列算出処理の一例であるWR LDAでは、式(15)の最適化問題の目的関数が上述のW LDAのものから変形されている。以下、本実施形態の射影行列算出処理の一例であるWR LDAについて説明する。WR LDAにおける最適化問題は以下の式(17)から式(19)に示す通りである。なお、式(18)の $n_i$ 、 $n_j$ は、それぞれクラスインデックス $i$ 、 $j$ のデータ数を示している。

40

【0066】

【数 1 7】

$$\operatorname{argmax}_{\Sigma} \left\{ \min_{i,j} \frac{\operatorname{tr}(\mathbf{S}_{ij}\Sigma)}{\operatorname{tr}(\mathbf{S}_{i,j}\Sigma)} \right\} \quad (17)$$

【0067】

【数 1 8】

50

$$\bar{S}_{i,j} = \frac{n_i S_i + n_j S_j}{n_i + n_j} \quad (18)$$

【 0 0 6 8 】

【 数 1 9 】

$$\text{s.t. } \Sigma \in \mathcal{M}_e \quad (19)$$

【 0 0 6 9 】

WRLDAの目的関数に含まれる行列  $S_{ij}$  は、 $i$  番目のクラス（第1クラス）と  $j$  番目のクラス（第2クラス）のクラス間分散を示す行列（第1項）である。また、行列  $S_{i,j}$ （上線省略）は、クラス間分散の算出に用いられた2つのクラスにおけるクラス内分散の加重平均を示す行列（第2項）である。式（17）の分数の分子である、第1クラスと第2クラスの間でクラス間ばらつきを示す第1項を含む関数を第1関数とし、式（17）の分数の分母である、第1クラスと第2クラスの少なくとも1つのクラス内ばらつきを示す第2項を含む関数を第2関数とする。WRLDAでは、大まかには、第1関数を第2関数で割った比の、複数のクラスにわたる最小値を最大化するような射影行列  $W$  が決定される。

【 0 0 7 0 】

図5を参照して、WRLDAの効果を詳細に説明する。図5は、複数のクラスの分散と射影軸の向きとの関係を模式的に示す図である。図5では複数のクラスに分類された訓練データの分布が模式的に示されている。図5の例では、図示の簡略化のため訓練データは2次元であり、2次元のデータを1次元に削減する射影行列の算出が行われているものとする。図5の第1軸及び第2軸は、訓練データの2つの次元に対応する。楕円状の破線は、クラス  $CL1$ 、 $CL2$ 、 $CL3$  のクラス内分散を示している。大まかには、クラス  $CL1$ 、 $CL2$ 、 $CL3$  の破線の中に対応するクラスの訓練データが分布しているものと考えることができる。クラス  $CL1$ 、 $CL2$ 、 $CL3$  の破線内に配された矩形のドットは、各クラスのクラス内平均を示している。

【 0 0 7 1 】

図5の例では、クラス  $CL1$  とクラス  $CL2$  の分布の一部が重複しているケースを想定する。ここで、クラス  $CL3$  は、クラス  $CL1$  及びクラス  $CL2$  の双方から十分に分離されているものとする。図5の領域  $R$  は、クラス  $CL1$  とクラス  $CL2$  の重複部分を示している。本実施形態における最適な射影行列の算出とは、図5の2次元のデータにおいては、クラス  $CL1$  とクラス  $CL2$  を最もよく分離する射影軸の向きを決定することに相当する。

【 0 0 7 2 】

矢印  $A1$  は、WRLDAを用いた場合に算出され得る射影軸の向きを示している。図5より理解されるように、矢印  $A1$  の向きは、領域  $R$  の影響を最小にする向き、すなわち、領域  $R$  の最小幅の方向とはやや異なっている。この理由は、クラス  $CL3$  のクラス内分散が非常に大きいためである。クラス  $CL3$  のクラス内分散の影響を最小にする方向は、図5におけるクラス  $CL3$  の楕円の短軸方向であるため、矢印  $A1$  の向きもクラス  $CL3$  の楕円の短軸方向に近い向きとなっている。この場合、射影軸は、クラス  $CL1$  とクラス  $CL2$  の重複部分の影響を最小にするものにはなっていない。

【 0 0 7 3 】

矢印  $A2$  は、WRLDAを用いた場合に算出され得る射影軸の向きを示している。図5より理解されるように、矢印  $A2$  の向きは、領域  $R$  の影響を最小にする向き、すなわち、領域  $R$  の最小幅の方向に近いものとなっている。WRLDAの式（17）では、クラス間分散の算出に用いたクラスと同じクラスからクラス内分散が算出される。そのため、図5の例においては、クラス  $CL3$  のクラス内分散の影響を受けずに射影軸の向きの最適化が行われるため、領域  $R$  の影響を最小にするように射影軸の向きが決定される。

【 0 0 7 4 】

10

20

30

40

50

以上のようにWR L D Aにおいては、クラス間分散の算出に用いたクラスと同じクラスによりクラス内分散が算出されている。これらの比を目的関数に用いることにより、複数のクラスが重複するようなクリティカルな箇所が重視される。これにより、WR L D Aによれば、良好にクラスが分離され得る次元削減を実現する情報処理装置 1 が提供される。

【 0 0 7 5 】

[ 第 2 実施形態 ]

以下、第 2 実施形態について説明する。本実施形態は第 1 実施形態において述べたWR L D Aにおける射影行列算出処理の一例である。

【 0 0 7 6 】

図 6 を参照しつつ、図 3 のステップ S 1 3 における射影行列算出処理の詳細について説明する。図 6 は、本実施形態に係る情報処理装置 1 において行われる射影行列算出処理の概略を示すフローチャートである。

10

【 0 0 7 7 】

ステップ S 1 3 1 において、射影行列算出部 1 1 0 は、k の値を 0 に設定する。ここで、k は、行列 の最適化のループ処理におけるループカウンタ変数である。ステップ S 1 3 2 において、分離度算出部 1 1 1 は、行列 の k = 0 に対応する初期値  $\alpha^0$  を適宜設定する。

【 0 0 7 8 】

以下のステップ S 1 3 3 からステップ S 1 3 7 は、行列 を最適化するためのループ処理である。以下の説明において、ループカウンタの値 k に対応する変数、すなわち、k 番目の反復における変数には引数 k が付されている場合がある。ステップ S 1 3 3 において、射影行列算出部 1 1 0 は、k の値をインクリメントする。なお、インクリメントとは、k の値を 1 だけ増加させる演算処理である。

20

【 0 0 7 9 】

ステップ S 1 3 4 において、分離度算出部 1 1 1 は、最適化の分離度  $\alpha_k$  の値を算出する。分離度  $\alpha_k$  は、式 ( 1 7 ) と k - 1 番目の反復で得られた行列  $\Sigma^{k-1}$  とに基づいて、以下の式 ( 2 0 ) のように定められる。なお、証明は省略するが、分離度  $\alpha_k$  は k の増加に対して非減少であり、かつ上に有界であることから、この最適化アルゴリズムは収束することがわかっている。

【 0 0 8 0 】

30

【 数 2 0 】

$$\alpha_k = \min_{i,j} \frac{\text{tr}(\mathbf{S}_{ij} \Sigma^{k-1})}{\text{tr}(\overline{\mathbf{S}}_{ij} \Sigma^{k-1})} \quad (20)$$

【 0 0 8 1 】

k 番目の反復における行列  $\Sigma^k$  を求める問題は、以下の式 ( 2 1 ) から式 ( 2 3 ) の半正定値計画問題に帰着される。式 ( 2 1 ) は、半正定値計画問題の目的であり、式 ( 2 2 ) 及び式 ( 2 3 ) は半正定値計画問題の制約条件である。また、式 ( 2 1 ) 及び式 ( 2 2 ) の t は、補助変数である。

40

【 0 0 8 2 】

【 数 2 1 】

$$\underset{\Sigma, t}{\text{argmin}} \quad -t \quad (21)$$

【 0 0 8 3 】

【 数 2 2 】

$$\text{tr}[\{\mathbf{S}_{ij} - \alpha_k \overline{\mathbf{S}}_{ij}\} \Sigma] \geq t \geq 0, \forall i, j \quad (22)$$

50

【 0 0 8 4 】

【数 2 3】

$$\text{tr}(\Sigma) = r, \quad \mathbf{0}_d \preceq \Sigma \preceq \mathbf{I}_d \quad (23)$$

【 0 0 8 5 】

ステップ S 1 3 5 において、制約設定部 1 1 2 は、訓練データ及び前回の反復における行列  $\Sigma^{k-1}$  に基づいて、上述の式 (2 2) 及び式 (2 3) を算出し、半正定値計画問題の制約条件を設定する。

【 0 0 8 6 】

ステップ S 1 3 6 において、射影行列更新部 1 1 3 は、上述の式 (2 1) から式 (2 3) の半正定値計画問題を解いて k 番目の反復における行列  $\Sigma^k$  を算出する。なお、式 (2 1) から式 (2 3) の半正定値計画問題は、比較的解くことが容易な凸最適化問題であるため、既存のソルバーを用いて解くことができる。

10

【 0 0 8 7 】

ステップ S 1 3 7 において、射影行列更新部 1 1 3 は、k 番目の反復において行列  $\Sigma^k$  が収束しているか否かを判定する。この判定は、例えば、以下の式 (2 4) を満たしているか否かに基づいて行うことができる。なお、式 (2 4) の  $\epsilon$  は判定の閾値であり、あらかじめ設定された十分に小さい  $\epsilon$  に対して式 (2 4) が成り立つ場合に行列  $\Sigma^k$  は収束していると判定される。

【 0 0 8 8 】

【数 2 4】

$$\|\Sigma^k - \Sigma^{k-1}\| < \epsilon \quad (24)$$

20

【 0 0 8 9 】

行列  $\Sigma^k$  が収束していると判定された場合 (ステップ S 1 3 7 における Yes)、処理はステップ S 1 3 8 に移行し、その時点の行列  $\Sigma^k$  を最適化後の行列  $\Sigma$  として最適化は終了する。行列  $\Sigma^k$  が収束していないと判定された場合 (ステップ S 1 3 7 における No)、処理はステップ S 1 3 3 に移行し、最適化が継続される。

【 0 0 9 0 】

ステップ S 1 3 8 において、射影行列更新部 1 1 3 は、最適化された行列  $\Sigma$  に対して固有値分解を行うことにより射影行列 W を算出する。その具体的な手法を説明する。まず、d 行 d 列の行列  $\Sigma$  から d 個の固有値及びそれぞれに対応する固有ベクトルを算出する。算出された d 個の固有値を対角成分とする対角行列を D、算出された d 個の固有ベクトル (縦ベクトル) を各列に並べた直交行列を V とすると、この固有値分解は以下の式 (2 5) のように表現することができる。

30

【 0 0 9 1 】

【数 2 5】

$$\Sigma = \mathbf{VDV}^T \quad (25)$$

40

【 0 0 9 2 】

このようにして算出された直交行列 V から固有値の大きさに基づいて r 列を選択した行列を生成することにより、d 行 r 列の射影行列 W を算出することができる。算出された射影行列 W は、射影行列記憶部 1 4 2 に記憶される。

【 0 0 9 3 】

以上のように、図 6 に示したフローチャートによれば、式 (1 7) から式 (1 9) の最適化問題を解いて行列  $\Sigma$  を算出し、更にこれを固有値分解して射影行列 W が算出される。これにより、式 (1 7) から式 (1 9) の解である最適な射影行列 W を得ることができる。

【 0 0 9 4 】

[ 第 3 実施形態 ]

50

以下、第3実施形態について説明する。本実施形態は第1実施形態及び第2実施形態において述べたWRLDAの変形例である。

【0095】

本実施形態では、射影行列算出処理の別の一例であるPWRLDAについて説明する。PWRLDAでは、式(15)の最適化問題の目的関数と、最適化における制約条件が上述のWLD Aのものから変形されている。PWRLDAの射影行列算出処理における最適化問題は以下の式(26)及び式(27)に示す通りである。ここで、行列 $S_{ij}$ 及び行列 $\Sigma_i$ は、上述の式(17)で用いられているものと同様である。行列 $S_{i,j}$ (上線省略)は、上述の式(18)により定義されるものと同じものである。

【0096】

【数26】

$$\operatorname{argmax}_{\Sigma_i} \left\{ \min_j \frac{\operatorname{tr}(S_{ij}\Sigma_i)}{\operatorname{tr}(S_{i,j}\Sigma_i)} \right\} \quad (i \neq j) \quad (26)$$

10

【0097】

【数27】

$$\text{s.t. } \Sigma_i \in \mathcal{M}_e \quad (27)$$

【0098】

PWRLDAの式(26)において、WRLDAの式(17)と相違する点は、クラス間ばらつきを示す第1項を含む第1関数とクラス内ばらつきを示す第2項を含む第2関数の比を示す分数が、係数 $j(i \neq j)$ のみについて最小化されている点である。すなわち、あらかじめ定められている特定クラスを $i$ 番目のクラスとして固定した上で、固定の $i$ 番目のクラスと $i$ 番目以外の任意の $j$ 番目のクラスを選択し、これらの間でクラス間ばらつき及びクラス内ばらつきを算出するという制約の下で、あらかじめ特定された $i$ 番目のクラスに対応する半正定値行列 $\Sigma_i$ に関する最適化が行われる。言い換えると、特定クラスを含まないクラス同士の組み合わせは最適化の対象から除外されている。

20

【0099】

図7Aから図7Cを参照して、PWRLDAの効果を詳細に説明する。図7Aは、複数のクラスの分散を模式的に示す図である。図7Aでは複数のクラスに分類された訓練データの分布が模式的に示されている。図7Aには、図5と同様に、3つのクラス $CL1$ 、 $CL2$ 、 $CL3$ に分類された2次元の訓練データの分散が示されている。

30

【0100】

図7Bは、クラス $CL1$ を特定クラスとして設定した場合の射影後の訓練データの分布を示す図である。図7Bの例では、クラス $CL1$ を特定クラスとして設定することにより、クラス $CL1$ とそれ以外のクラスとの間の分離度の条件が最適化において考慮されるため、クラス $CL1$ を含むクラス間の分離度が向上するように最適化が行われている。また、図7Bの例では、クラス $CL2$ とクラス $CL3$ の間の分離度の条件は最適化の制約から除外されている。したがって、図7Bに示されるように、特に、クラス $CL1$ とクラス $CL2$ が良好に分離されている。

40

【0101】

図7Cは、クラス $CL3$ を特定クラスとして設定した場合の射影後の訓練データの分布を示す図である。図7Cの例では、クラス $CL3$ を特定クラスとして設定することにより、クラス $CL3$ とそれ以外のクラスとの間の分離度の条件が最適化において考慮されるため、クラス $CL3$ を含むクラス間の分離度が向上するように最適化が行われている。また、図7Cの例では、クラス $CL1$ とクラス $CL2$ の間の分離度の条件は最適化の制約から除外されている。したがって、図7Cに示されるように、クラス $CL1$ とクラス $CL2$ の間の分離は最適化の制約から除外されているため、これらは分離されていない。しかしながら、特に、クラス $CL3$ とクラス $CL1$ の間は良好に分離されている。

50

## 【 0 1 0 2 】

以上のように、PWR L D Aにおいては、特定クラスを含む組み合わせで分離度を最適化する。すなわち、特定クラス以外のクラス間の分離度が最適化の制約条件から除外されている。したがって、W R L D Aの場合と比べて、特定クラスとそれ以外のクラスとの間の分離をより好適化することができる。これにより、P W R L D Aによれば、良好にクラスが分離され得る次元削減を実現する情報処理装置 1 が提供される。

## 【 0 1 0 3 】

例えば、生体情報を用いた生体照合では、照合対象者と他の人物との間の判別は重要であるが、照合対象者以外の人物同士の判別はあまり重要ではない。このように、クラス間の分離においては特定の1つのクラスと他のクラスとの分離は求められるが、特定クラス以外の他のクラス間の分離はあまり重要ではないケースがある。P W R L D Aは、このようなケースにおいて、特定クラスと他のクラスとの間の分離を好適化できるため、より有効である。

10

## 【 0 1 0 4 】

P W R L D Aにおける射影行列算出処理は、図 6 に示しているW R L D Aにおけるものと、用いる式を除いて概ね同様のアルゴリズムが適用可能である。P W R L D Aにおいては、上述の式(20)から式(23)が以下の式(28)から式(31)のように置換される。なお、あらかじめ特定された*i*番目のクラスに対応する、*k*番目の反復における行列を  $\Sigma_i^k$  とする。それ以外の処理はW R L D Aと同様であるため説明を省略する。

## 【 0 1 0 5 】

## 【数 2 8】

$$\alpha_k = \min_j \frac{\text{tr}(\mathbf{S}_{ij} \Sigma_i^{k-1})}{\text{tr}(\bar{\mathbf{S}}_{ij} \Sigma_i^{k-1})} \quad (i \neq j) \quad (28)$$

20

## 【 0 1 0 6 】

## 【数 2 9】

$$\text{argmin}_{\Sigma_i, t} -t \quad (29)$$

30

## 【 0 1 0 7 】

## 【数 3 0】

$$\text{tr}[\{\mathbf{S}_{ij} - \alpha_k \bar{\mathbf{S}}_{ij}\} \Sigma_i] \geq t \geq 0, i, \forall j \quad (i \neq j) \quad (30)$$

## 【 0 1 0 8 】

## 【数 3 1】

$$\text{tr}(\Sigma_i) = r, \quad \mathbf{0}_d \preceq \Sigma_i \preceq \mathbf{I}_d \quad (31)$$

40

## 【 0 1 0 9 】

なお、最適化手順又は行列 から射影行列Wを算出する手法はこれに限定されるものではなく、式(17)から式(19)の最適化問題又は式(26)及び式(27)から射影行列Wが得られるものであれば適宜アルゴリズムを変形してもよい。

## 【 0 1 1 0 】

なお、式(17)における目的関数に含まれる  $\min$  は、目的関数の態様に応じて適宜変更可能であり何らかの基準で *i* と *j* の組み合わせを決めるものであればこれに限られるものではない。また、式(26)における目的関数に含まれる  $\min$  も適宜変更可能である。しかしながら、最も影響が大きいクラスの組み合わせを考慮することができるため、

50

目的関数は  $\min$  又は  $\max$  を含むことが望ましい。

【 0 1 1 1 】

また、式 ( 1 7 )、式 ( 2 6 ) における  $\arg \max$  も、目的関数の態様に依じて適宜変更可能であり何らかの基準で目的関数を最適化して を求めるものであればこれに限られるものではない。しかしながら、最も好適な を得ることができるため、式 ( 1 7 )、式 ( 2 6 ) は  $\arg \min$  又は  $\arg \max$  を含むことが望ましい。

【 0 1 1 2 】

また、式 ( 1 8 ) の行列  $S_{i, j}$  ( 上線省略 ) は、平均に限定されるものではなく、行列  $S_i$  と  $S_j$  の少なくとも 1 つを用いるものであればよい。しかしながら、2 つのクラスを均等に考慮することができるため、行列  $S_{i, j}$  ( 上線省略 ) は、式 ( 1 8 ) のように 2 つのクラスの加重平均であることが望ましい。

10

【 0 1 1 3 】

[ 第 4 実施形態 ]

以下、第 4 実施形態について説明する。本実施形態は第 1 実施形態乃至第 3 実施形態の変形例であるため、第 1 実施形態乃至第 3 実施形態と同様の要素については説明を省略又は簡略化する場合がある。

【 0 1 1 4 】

本実施形態は、第 1 実施形態及び第 3 実施形態の式 ( 1 7 ) から式 ( 1 9 )、式 ( 2 6 ) 及び式 ( 2 7 ) に示されている W R L D A 及び P W R L D A の最適化問題において正則化項を追加するように目的関数を変形したものである。この変形に伴う数式の違い等を除き、本実施形態の構成は第 1 実施形態乃至第 3 実施形態と同様である。すなわち、本実施形態のハードウェア構成、ブロック図、フローチャート等は第 1 実施形態乃至第 3 実施形態の図 1 から図 4 及び図 6 と概ね同様である。したがって、本実施形態において第 1 実施形態乃至第 3 実施形態と重複する部分については説明を省略する。

20

【 0 1 1 5 】

まず、本実施形態の正則化項を W R L D A に適用した場合の例について説明する。本実施形態の射影行列算出処理における W R L D A の最適化問題は以下の式 ( 3 2 ) 及び式 ( 3 3 ) に示す通りである。ここで、行列  $S_{i, j}$  及び行列 は、上述の式 ( 1 7 ) で用いられているものと同様である。行列  $S_b$ 、 $S_w$  は、上述の式 ( 3 ) から式 ( 6 ) により定義されるものと同じものである。行列  $S_{i, j}$  ( 上線省略 ) は、上述の式 ( 1 8 ) により定義されるものと同じものである。係数 は、正の実数である。

30

【 0 1 1 6 】

【 数 3 2 】

$$\operatorname{argmax}_{\Sigma} \left[ \min_{i, j} \frac{\operatorname{tr}\{(S_{ij} + \beta S_b)\Sigma\}}{\operatorname{tr}\{(S_{i, j} + \beta S_w)\Sigma\}} \right] \quad (32)$$

【 0 1 1 7 】

【 数 3 3 】

s.t.  $\Sigma \in \mathcal{M}_e \quad (33)$

40

【 0 1 1 8 】

本実施形態の W R L D A の最適化問題において、第 1 実施形態の W R L D A の最適化問題に対する相違点は、上述の  $S_b$  及び  $S_w$  の正則化項が追加されている点である。  $S_b$  は、L D A におけるクラス間ばらつきの平均を示す正則化項 ( 第 3 項 ) であり、  $S_w$  は、L D A のクラス内ばらつきの平均を示す正則化項 ( 第 4 項 ) である。すなわち、本実施形態においては、第 1 実施形態の W R L D A の目的関数と L D A の目的関数とが、係数 に応じた比率の重み付け加算により両立されている。

【 0 1 1 9 】

第 1 実施形態の W R L D A においては、複数のクラスが重複するようなクリティカルな

50

部分を重視するために、ワーストケースのクラスの組み合わせに着目した最適化が行われる。このような最適化手法では、訓練データに外れ値がある場合に、その外れ値に極度に依存した最適化が行われる場合がある。本実施形態のWR L D Aでは、L D Aにおけるクラス間分散の平均とクラス内分散の平均を示す正則化項が導入されているため、ワーストケースだけではなく平均もある程度考慮される。したがって、本実施形態のWR L D Aにおいては、第1実施形態のWR L D Aと同様の効果が得られることに加えて、L D Aに基づく正則化項を導入することにより、訓練データに含まれ得る外れ値に対するロバスト性が向上する効果が得られる。

【0120】

次に、本実施形態のWR L D Aの射影行列算出処理の詳細について説明する。処理のフロー自体は図6と同様であるが、最適化問題の数式が異なることにより、一部のステップで用いられる数式が変更されている。そのため、本実施形態では、図6のフローチャートを再び参照しつつ、第2実施形態と異なる数式による処理が行われるステップのみを抜き出して説明する。

10

【0121】

ステップS131からステップS133の処理は第2実施形態と同様であるため説明を省略する。ステップS134において、分離度算出部111は、最適化の分離度  $k$  の値を算出する。分離度  $k$  は、式(32)と  $k-1$  番目の反復で得られた行列  $\Sigma^{k-1}$  に基づいて、以下の式(34)のように定められる。

【0122】

20

【数34】

$$\alpha_k = \min_{i,j} \frac{\text{tr}\{(S_{ij} + \beta S_b)\Sigma^{k-1}\}}{\text{tr}\{(\bar{S}_{i,j} + \beta S_w)\Sigma^{k-1}\}} \quad (34)$$

【0123】

$k$  番目の反復における行列  $\Sigma^k$  を求める問題は、以下の式(35)から式(37)の半正定値計画問題に帰着される。式(35)は、半正定値計画問題の目的であり、式(36)及び式(37)は半正定値計画問題の制約条件である。また、式(35)及び式(36)の  $t$  は、補助変数である。

30

【0124】

【数35】

$$\underset{\Sigma, t}{\text{argmin}} \quad -t \quad (35)$$

【0125】

【数36】

$$\text{tr}\{[(S_{ij} + \beta S_b) - \alpha_k(\bar{S}_{i,j} + \beta S_w)]\Sigma\} \geq t \geq 0, \forall i, j \quad (36)$$

40

【0126】

【数37】

$$\text{tr}(\Sigma) = r, \quad \mathbf{0}_d \preceq \Sigma \preceq \mathbf{I}_d \quad (37)$$

【0127】

式(35)から式(37)の半正定値計画問題は、第2実施形態の場合と同様に凸最適化問題であるため、第2実施形態と同様にして解くことができる。ステップS135からステップS138の処理は、基にする数式が上述の式(35)から式(37)である点を除いて第2実施形態と同様であるため説明を省略する。したがって、本実施形態のWR L D Aの最適化問題に対しても第2実施形態と同様に最適な射影行列  $W$  を算出することがで

50

きる。

【 0 1 2 8 】

次に、本実施形態の正則化項を P W R L D A に適用した場合の例について説明する。本実施形態の射影行列算出処理における P W R L D A の最適化問題は以下の式 ( 3 8 ) 及び式 ( 3 9 ) に示す通りである。ここで、行列  $S_{ij}$  及び行列  $\bar{S}_{ij}$  は、上述の式 ( 1 7 ) と同様である。行列  $S_b$ 、 $S_w$  は、上述の式 ( 3 ) から式 ( 6 ) により定義されるものと同じものである。行列  $S_{i,j}$  ( 上線省略 ) は、上述の式 ( 1 8 ) により定義されるものと同じものである。係数  $\beta$  は、正の実数である。

【 0 1 2 9 】

【 数 3 8 】

$$\operatorname{argmax}_{\Sigma_i} \left[ \min_j \frac{\operatorname{tr}\{(S_{ij} + \beta S_b)\Sigma_i\}}{\operatorname{tr}\{(\bar{S}_{i,j} + \beta S_w)\Sigma_i\}} \right] \quad (i \neq j) \quad (38)$$

10

【 0 1 3 0 】

【 数 3 9 】

$$\text{s.t. } \Sigma_i \in \mathcal{M}_e \quad (39)$$

【 0 1 3 1 】

本実施形態の P W R L D A の最適化問題において、第 3 実施形態の P W R L D A の最適化問題に対する相違点は、上述の  $S_b$  及び  $S_w$  の正則化項が追加されている点である。 $S_b$  は、L D A におけるクラス間ばらつきの平均を示す正則化項 ( 第 3 項 ) であり、 $S_w$  は、L D A のクラス内ばらつきの平均を示す正則化項 ( 第 4 項 ) である。すなわち、本実施形態においては、第 3 実施形態の P W R L D A の目的関数と L D A の目的関数とが、係数  $\beta$  に応じた比率の重み付け加算により両立されている。

20

【 0 1 3 2 】

本実施形態の P W R L D A では、上述の W R L D A の例と同様に、L D A におけるクラス間分散の平均とクラス内分散の平均を示す正則化項が導入されているため、ワーストケースだけではなく平均もある程度考慮される。したがって、本実施形態の P W R L D A においては、第 3 実施形態の P W R L D A と同様の効果が得られることに加えて、L D A に基づく正則化項を導入することにより、訓練データに含まれ得る外れ値に対するロバスト性が向上する効果が得られる。

30

【 0 1 3 3 】

P W R L D A における射影行列算出処理は、本実施形態の W R L D A におけるものと、用いる式を除いて概ね同様のアルゴリズムが適用可能である。P W R L D A においては、上述の式 ( 3 4 ) から式 ( 3 7 ) が以下の式 ( 4 0 ) から式 ( 4 3 ) のように置換される。それ以外の処理は W R L D A と同様であるため説明を省略する。

【 0 1 3 4 】

【 数 4 0 】

$$\alpha_k = \min_j \frac{\operatorname{tr}\{(S_{ij} + \beta S_b)\Sigma_i^{k-1}\}}{\operatorname{tr}\{(\bar{S}_{i,j} + \beta S_w)\Sigma_i^{k-1}\}} \quad (i \neq j) \quad (40)$$

40

【 0 1 3 5 】

【 数 4 1 】

$$\operatorname{argmin}_{\Sigma_i, t} -t \quad (41)$$

【 0 1 3 6 】

【 数 4 2 】

50

$$\text{tr}\{[(S_{ij} + \beta S_b) - \alpha_k(\bar{S}_{i,j} + \beta S_w)]\Sigma_i\} \geq t \geq 0, i, \forall j \quad (i \neq j) \quad (42)$$

【 0 1 3 7 】

【 数 4 3 】

$$\text{tr}(\Sigma_i) = r, \quad \mathbf{0}_d \preceq \Sigma_i \preceq \mathbf{I}_d \quad (43)$$

10

【 0 1 3 8 】

[ 第 5 実施形態 ]

以下、第 5 実施形態について説明する。第 5 実施形態では、第 1 実施形態乃至第 4 実施形態の情報処理装置 1 の変形例として、複数のユーザ端末に射影行列を送信する情報処理システムを例示する。また、本実施形態においては、射影行列の算出に用いられる処理は上述の P W R L D A であるものとする。

【 0 1 3 9 】

図 8 は、本実施形態に係る情報処理システムの構成を示すブロック図である。図 8 に示されるように、情報処理システムは、情報処理装置 1 と、複数のユーザ端末 5 1、5 2、5 3 とを有している。情報処理装置 1 と、複数のユーザ端末 5 1、5 2、5 3 は、ネットワーク NW を介して相互に通信可能に接続されている。情報処理装置 1、複数のユーザ端末 5 1、5 2、5 3 のハードウェア構成は、図 1 に示すものと同様のものであり得るため、説明を省略する。複数のユーザ端末 5 1、5 2、5 3 の個数は、図 8 においては 3 個であるが、これは例示であり特に限定されるものではない。ユーザ端末 5 1、5 2、5 3 の各々は、異なるユーザが保有する端末である。ユーザ端末 5 1、5 2、5 3 は、射影行列を用いた次元削減を行うことによる特徴選択の機能を有する。そのような機能の具体例としては、生体認証用の特徴量データの次元削減が挙げられる。すなわち、ユーザ端末 5 1、5 2、5 3 は生体認証装置であり得る。

20

30

【 0 1 4 0 】

図 9 は、本実施形態に係る情報処理システムの構成を示す機能ブロック図である。情報処理装置 1 は、射影行列算出部 1 1 0、第 1 特徴抽出部 1 2 1、射影行列送信部 1 2 2 及び訓練データ記憶部 1 4 1 を備える。ユーザ端末 5 1 は、第 2 特徴抽出部 1 3 1、特徴選択部 1 3 2、判定部 1 3 3、出力部 1 3 4、射影行列受信部 1 3 5、射影行列記憶部 1 4 2 及び対象データ記憶部 1 4 3 を備える。なお、ユーザ端末 5 2、5 3 の図示は省略されているが、ユーザ端末 5 1 と同様の構成を有し得る。射影行列送信部 1 2 2 及び射影行列受信部 1 3 5 の機能は、プロセッサ 1 0 1 がプログラムに基づいて、通信 I / F 1 0 3 を制御することにより実現される。射影行列送信部 1 2 2 はより一般的に送信手段と呼ばれることもある。

40

【 0 1 4 1 】

図 9 に示されるように、情報処理装置 1 の射影行列算出部 1 1 0 は、P W R L D A に基づいて、射影行列を算出する。情報処理装置 1 の射影行列送信部 1 2 2 は、ユーザ端末 5 1、5 2、5 3 に射影行列を送信する機能を有している。ユーザ端末 5 1、5 2、5 3 の射影行列受信部 1 3 5 は、情報処理装置 1 から受信した射影行列を用いて特徴選択を行う機能を有している。他の機能ブロックが有する機能は第 1 実施形態乃至第 4 実施形態と同様であるため説明を省略する。

【 0 1 4 2 】

図 1 0 は、本実施形態に係る情報処理システムの動作を示す模式図である。図 1 0 に示されるように、ユーザ端末 5 1、5 2、5 3 に対応するクラスをそれぞれ、クラス C L 1

50

、CL2、CL3とする。情報処理装置1は、クラスCL1のユーザ端末51から取得した特徴量データを用いて、PWRLDAに基づいて射影行列 $W_1$ を算出する。この処理においては、PWRLDAにおける特定クラスをクラスCL1とする。すなわち、この最適化において、クラスCL1とクラスCL2の間の分離及びクラスCL1とクラスCL3の間の分離は考慮されるものの、クラスCL2とクラスCL3の間の分離は考慮されない。これにより、射影行列 $W_1$ は、クラスCL1と他のクラスの間の特徴分離に特化されたものとなる。情報処理装置1は、射影行列 $W_1$ をユーザ端末51に送信する。これにより、ユーザ端末51は、自分のクラスであるクラスCL1と他のクラスの間の特徴分離に特化された射影行列 $W_1$ を用いて次元削減を行うことができる。

【0143】

同様にして、情報処理装置1は、PWRLDAにおける特定クラスをクラスCL2として算出された射影行列 $W_2$ をユーザ端末52に送信し、PWRLDAにおける特定クラスをクラスCL3として算出された射影行列 $W_3$ をユーザ端末53に送信する。これにより、ユーザ端末52、53も、自分のクラスと他のクラスの間の特徴分離に特化された射影行列を用いて次元削減を行うことができる。

【0144】

以上のように、本実施形態では、複数のクラスCL1、CL2、CL3に対応する複数のユーザ端末51、52、53に対し、射影行列 $W_1$ 、 $W_2$ 、 $W_3$ をそれぞれ送信する。射影行列 $W_1$ 、 $W_2$ 、 $W_3$ は対応するユーザ端末51、52、53のクラスを特定クラスとしてPWRLDAに基づいて算出された射影行列である。これにより、各ユーザ端末は、自身のクラスを特定クラスと他のクラスの間の特徴分離に特化された射影行列を受信することができる。そして、各ユーザ端末は、その射影行列を用いて好適にクラスを分離する次元削減を行うことができる。

【0145】

本実施形態の構成は、クラス分離を行うあらゆるシステムに適用可能であるが、例えば、ユーザ端末が所有者の生体照合機能を有している場合により好適に用いられ得る。このようなユーザ端末においては、所有者と所有者以外の人物との判別は重要であるが、所有者以外の人物同士の判別はあまり重要ではない。PWRLDAは、特定クラスと他のクラスの分離を好適化する効果を有している。そのため、ユーザ端末の所有者、すなわち、生体照合における照合対象者をPWRLDAの特定クラスに設定することにより、クラス分離の性能を向上させることができ、照合精度を向上させることができる。

【0146】

上述の第1から第5実施形態において、処理対象となるデータの種別は特に限定されるものではない。一例として、処理対象となるデータは、生体情報から抽出された特徴量データであることが望ましい。多くの場合、特徴量データは多次元のデータであり、そのままでは処理が困難なこともある。第1から第5実施形態の処理により、特徴量データの次元削減を行うことにより、特徴量データを用いた判定がより適切なものになり得る。以下の第6実施形態では、第1実施形態乃至第5実施形態の情報処理装置1により算出される射影行列 $W$ を用いた特徴抽出による判定結果を適用し得る装置の具体例を示す。

【0147】

[第6実施形態]

以下、第6実施形態について説明する。第6実施形態では、第1実施形態乃至第5実施形態の情報処理装置1の適用例として、イヤホンにより取得された音響特性に基づいて耳音響照合を行う情報処理システムを例示する。耳音響照合とは、人物の外耳道を含む頭部の音響特性を照合することにより人物の異同を判定する技術である。外耳道の音響特性は人物ごとに異なるため、個人照合に用いる生体情報に適している。そのため、耳音響照合は、イヤホン等のヒアラブルデバイスのユーザ判別に用いられることがある。なお、耳音響照合は、人物の異同の判定だけでなく、ヒアラブルデバイスの装着状態判定に用いられることもある。

【0148】

10

20

30

40

50

図 1 1 は、本実施形態に係る情報処理システムの全体構成を示す模式図である。情報処理システムは、互いに無線通信接続され得る情報処理装置 1 とイヤホン 2 とを備える。

【 0 1 4 9 】

イヤホン 2 は、イヤホン制御装置 2 0、スピーカ 2 6 及びマイクロホン 2 7 を備える。イヤホン 2 は、ユーザ 3 の頭部、特に耳に装着可能な音響機器であり、典型的にはワイヤレスイヤホン、ワイヤレスヘッドセット等である。スピーカ 2 6 は、装着時にユーザ 3 の外耳道に向けて音波を発する音波発生部として機能するものであり、イヤホン 2 の装着面側に配されている。マイクロホン 2 7 は、装着時にユーザ 3 の外耳道等で反響した音波を受け取ることができるようにイヤホン 2 の装着面側に配されている。イヤホン制御装置 2 0 は、スピーカ 2 6 及びマイクロホン 2 7 の制御及び情報処理装置 1 との通信を行う。

10

【 0 1 5 0 】

なお、本明細書において、音波、音声等の「音」は、周波数又は音圧レベルが可聴範囲外である非可聴音を含むものとする。

【 0 1 5 1 】

情報処理装置 1 は、第 1 乃至第 5 実施形態で述べたものと同様の装置である。情報処理装置 1 は、例えば、イヤホン 2 と通信可能に接続されるコンピュータであり、音響情報に基づく生体照合を行う。情報処理装置 1 は、更に、イヤホン 2 の動作の制御、イヤホン 2 から発せられる音波の生成用の音声データの送信、イヤホン 2 が受けた音波から得られた音声データの受信等を行う。具体例としては、ユーザ 3 がイヤホン 2 を用いて音楽鑑賞を行う場合には、情報処理装置 1 は、音楽の圧縮データをイヤホン 2 に送信する。また、イヤホン 2 がイベント会場、病院等における業務指令用の電話装置である場合には、情報処理装置 1 は業務指示の音声データをイヤホン 2 に送信する。この場合、更に、ユーザ 3 の発話の音声データをイヤホン 2 から情報処理装置 1 に送信してもよい。

20

【 0 1 5 2 】

なお、この全体構成は一例であり、例えば、情報処理装置 1 とイヤホン 2 が有線接続されていてもよい。また、情報処理装置 1 とイヤホン 2 が一体の装置として構成されていてもよく、情報処理システム内に更に別の装置が含まれていてもよい。

【 0 1 5 3 】

図 1 2 は、イヤホン制御装置 2 0 のハードウェア構成例を示すブロック図である。イヤホン制御装置 2 0 は、プロセッサ 2 0 1、メモリ 2 0 2、スピーカ I / F 2 0 3、マイクロホン I / F 2 0 4、通信 I / F 2 0 5 及びバッテリー 2 0 6 を備える。なお、イヤホン制御装置 2 0 の各部は、不図示のバス、配線、駆動装置等を介して相互に接続される。

30

【 0 1 5 4 】

プロセッサ 2 0 1、メモリ 2 0 2 及び通信 I / F 2 0 5 の説明は第 1 実施形態と重複するため省略する。

【 0 1 5 5 】

スピーカ I / F 2 0 3 は、スピーカ 2 6 を駆動するためのインターフェースである。スピーカ I / F 2 0 3 は、デジタルアナログ変換回路、増幅器等を含む。スピーカ I / F 2 0 3 は、音声データをアナログ信号に変換し、スピーカ 2 6 に供給する。これによりスピーカ 2 6 は、音声データに基づく音波を発する。

40

【 0 1 5 6 】

マイクロホン I / F 2 0 4 は、マイクロホン 2 7 から信号を取得するためのインターフェースである。マイクロホン I / F 2 0 4 は、アナログデジタル変換回路、増幅器等を含む。マイクロホン I / F 2 0 4 は、マイクロホン 2 7 が受け取った音波により生じたアナログ信号をデジタル信号に変換する。これにより、イヤホン制御装置 2 0 は、受け取った音波に基づく音声データを取得する。

【 0 1 5 7 】

バッテリー 2 0 6 は、例えば二次電池であり、イヤホン 2 の動作に必要な電力を供給する。これにより、イヤホン 2 は、外部の電源に有線接続することなく、ワイヤレスで動作することができる。イヤホン 2 が有線接続である場合には、バッテリー 2 0 6 は設けられてい

50

なくてもよい。

【0158】

なお、図12に示されているハードウェア構成は例示であり、これら以外の装置が追加されていてもよく、一部の装置が設けられていなくてもよい。また、一部の装置が同様の機能を有する別の装置に置換されていてもよい。例えば、イヤホン2はユーザ3による操作を受け付けることができるようにボタン等の入力装置を更に備えていてもよく、ユーザ3に情報を提供するためのディスプレイ、表示灯等の表示装置を更に備えていてもよい。このように図8に示されているハードウェア構成は適宜変更可能である。

【0159】

図13は、本実施形態に係るイヤホン2及び情報処理装置1の機能ブロック図である。情報処理装置1は、音響特性取得部151、第2特徴抽出部131、特徴選択部132、判定部133、出力部134、対象データ記憶部143及び射影行列記憶部142を備える。イヤホン2のブロック図の構成は図7と同様であるため説明を省略する。情報処理装置1の機能ブロックのうち、音響特性取得部151以外の部分の機能は第1実施形態で述べたものと同様である。なお、あらかじめ訓練済みの射影行列Wが射影行列記憶部142に記憶されているものとし、図9においては訓練用の機能ブロックの図示が省略されている。各機能ブロックにより行われる具体的な処理の内容については後述する。

10

【0160】

なお、図13において、情報処理装置1内に記載されている機能ブロックの各機能の一部又は全部は、情報処理装置1ではなくイヤホン制御装置20に設けられていてもよい。すなわち、上述の各機能は、情報処理装置1によって実現されてもよく、イヤホン制御装置20によって実現されてもよく、情報処理装置1とイヤホン制御装置20とが協働することにより実現されてもよい。以下の説明では、特記されている場合を除き、図9に示されているとおり、音響情報の取得及び判定に関する各機能ブロックは情報処理装置1内に設けられているものとする。

20

【0161】

図14は、本実施形態に係る情報処理装置1により行われる生体照合処理の概略を示すフローチャートである。図14を参照して、情報処理装置1の動作を説明する。

【0162】

図14の生体照合処理は、例えば、ユーザ3がイヤホン2を操作することにより使用を開始した場合に実行される。あるいは、図14の生体照合処理は、イヤホン2の電源がオンである場合に所定の時間が経過するごとに実行されてもよい。

30

【0163】

ステップS26において、音響特性取得部151は、イヤホン制御装置20に対し、検査音を発するための指示を行う。イヤホン制御装置20は、スピーカ26に検査用信号を送信し、スピーカ26は、検査用信号に基づいて生成された検査音をユーザ3の外耳道に発する。

【0164】

検査用信号には、チャープ信号、M系列(Maximum Length Sequence)信号、白色雑音、インパルス信号等の所定範囲の周波数成分を含む信号が用いられ得る。これにより、所定範囲内の周波数の情報を含む音響信号を取得することができる。なお、検査音は、周波数及び音圧レベルが可聴範囲内である可聴音であり得る。この場合、照合時に音波をユーザ3に知覚させることにより、照合を行っていることをユーザ3に知らせることができる。また、検査音は、周波数又は音圧レベルが可聴範囲外である非可聴音であってもよい。この場合、音波がユーザ3に知覚されにくくすることができ、利用時の快適性が向上する。

40

【0165】

ステップS27において、マイクロホン27は外耳道等における反響音(耳音響)を受信して時間ドメインの電気信号に変換する。この電気信号は、音響信号と呼ばれることもある。マイクロホン27は、音響信号をイヤホン制御装置20に送信し、イヤホン制御装

50

置 20 は、音響信号を情報処理装置 1 に送信する。

【0166】

ステップ S 28 において、音響特性取得部 151 は、ユーザの頭部を伝搬する音波に基づく周波数ドメインの音響特性を取得する。この音響特性は、例えば、時間ドメインの音響信号を高速フーリエ変換等のアルゴリズムを用いて周波数ドメインに変換することにより得られる周波数スペクトラムであり得る。

【0167】

ステップ S 29 において、対象データ記憶部 143 は、取得された音響特性を特徴量抽出の対象データとして記憶する。

【0168】

ステップ S 21 からステップ S 25 の処理は図 4 と同じ処理であるため重複する説明を省略する。なお、耳音響照合の場合においては、各ステップの処理は以下のように具体化され得るが、これに限られるものではない。

【0169】

ステップ S 22 における対象データから特徴量データを抽出する処理は、例えば、音響特性から対数スペクトラム、メルケプストラム係数、線形予測分析係数等を抽出する処理であり得る。ステップ S 23 における特徴選択の処理は、ステップ S 22 において抽出された特徴量データである多次元ベクトルに対して射影行列を作用させて次元を削減する処理であり得る。ステップ S 24 における判定処理は、特徴量データに対応するユーザ 3 があらかじめ登録されている 1 又は 2 以上の登録者の特徴量データのいずれかと合致するかどうかを判定する処理であり得る。ステップ S 25 において出力された判定結果は、例えば、イヤホン 2 の使用許可又は不許可の制御に用いられる。

【0170】

なお、本実施形態では、耳音響照合の例を説明したが、これ以外の生体情報を用いた生体照合にも同様に適用可能である。適用可能な生体情報の例としては、顔、虹彩、指紋、掌紋、静脈、声、耳介、歩容等が挙げられる。

【0171】

本実施形態によれば、第 1 実施形態乃至第 5 実施形態の構成により得られる射影行列を用いることにより、生体情報から抽出された特徴量データに対して好適に次元削減を行うことができる情報処理装置 1 が提供される。

【0172】

上述の実施形態において説明した装置又はシステムは以下の第 7 実施形態のようにも構成することができる。

【0173】

[ 第 7 実施形態 ]

図 15 は、第 7 実施形態に係る情報処理装置 4 の機能ブロック図である。情報処理装置 4 は、取得手段 401 及び算出手段 402 を備える。取得手段 401 は、各々が複数のクラスのいずれかに分類された複数のデータを取得する。算出手段 402 は、複数のデータの統計量を含む目的関数に基づいて、複数のデータの次元削減に用いられる射影行列を算出する。目的関数は、複数のクラスのうちの第 1 クラスと第 2 クラスの間における、複数のデータのクラス間ばらつきを示す第 1 項を含む第 1 関数と、第 1 クラスと第 2 クラスの少なくとも 1 つにおける、複数のデータのクラス内ばらつきを示す第 2 項を含む第 2 関数と、を含む。算出手段 402 は、複数のクラスのうちの 1 つである特定クラスを含む組み合わせで第 1 クラスと第 2 クラスを選択する制約条件の下で目的関数の最適化を行うことにより、射影行列の算出を行う。

【0174】

本実施形態によれば、より良好にクラスが分離され得る次元削減を実現する情報処理装置 4 が提供される。

【0175】

[ 変形実施形態 ]

10

20

30

40

50

この開示は、上述の実施形態に限定されることなく、この開示の趣旨を逸脱しない範囲において適宜変更可能である。例えば、いずれかの実施形態の一部の構成を他の実施形態に追加した例や、他の実施形態の一部の構成と置換した例も、この開示の実施形態である。

【0176】

上述の実施形態においては、クラス内ばらつき又はクラス間ばらつきの指標として分散が例示的に用いられているが、ばらつきの指標になり得る統計量であれば分散以外のものを用いてもよい。

【0177】

上述の実施形態の機能を実現するように該実施形態の構成を動作させるプログラムを記憶媒体に記録させ、記憶媒体に記録されたプログラムをコードとして読み出し、コンピュータにおいて実行する処理方法も各実施形態の範疇に含まれる。すなわち、コンピュータ読取可能な記憶媒体も各実施形態の範囲に含まれる。また、上述のプログラムが記録された記憶媒体だけでなく、そのプログラム自体も各実施形態に含まれる。また、上述の実施形態に含まれる1又は2以上の構成要素は、各構成要素の機能を実現するように構成されたASIC、FPGA等の回路であってもよい。

【0178】

該記憶媒体としては例えばフロッピー（登録商標）ディスク、ハードディスク、光ディスク、光磁気ディスク、CD（Compact Disk）-ROM、磁気テープ、不揮発性メモリカード、ROMを用いることができる。また該記憶媒体に記録されたプログラム単体で処理を実行しているものに限らず、他のソフトウェア、拡張ボードの機能と共同して、OS（Operating System）上で動作して処理を実行するものも各実施形態の範疇に含まれる。

【0179】

上述の各実施形態の機能により実現されるサービスは、SaaS（Software as a Service）の形態でユーザに対して提供することもできる。

【0180】

なお、上述の実施形態は、いずれもこの開示を実施するにあたっての具体化の例を示したものに過ぎず、これらによってこの開示の技術的範囲が限定的に解釈されてはならないものである。すなわち、この開示はその技術思想、又はその主要な特徴から逸脱することなく、様々な形で実施することができる。

【0181】

上述の実施形態の一部又は全部は、以下の付記のようにも記載されうるが、以下には限られない。

【0182】

（付記1）

各々が複数のクラスのいずれかに分類された複数のデータを取得する取得手段と、前記複数のデータの統計量を含む目的関数に基づいて、前記複数のデータの次元削減に用いられる射影行列を算出する算出手段と、

を有し、

前記目的関数は、前記複数のクラスのうちの第1クラスと第2クラスの間における、前記複数のデータのクラス間ばらつきを示す第1項を含む第1関数と、前記第1クラスと前記第2クラスの少なくとも1つにおける、前記複数のデータのクラス内ばらつきを示す第2項を含む第2関数と、を含み、

前記算出手段は、前記複数のクラスのうちの1つである特定クラスを含む組み合わせで前記第1クラスと前記第2クラスを選択する制約条件の下で前記目的関数の最適化を行うことにより、前記射影行列の算出を行う、

情報処理装置。

【0183】

（付記2）

前記目的関数は、前記第1関数と前記第2関数の比の、前記複数のクラスにわたる最小値又は最大値を含む、

10

20

30

40

50

付記 1 に記載の情報処理装置。

【 0 1 8 4 】

( 付記 3 )

前記第 2 関数は、前記第 1 クラスにおける前記複数のデータのクラス内ばらつきと、前記第 2 クラスにおける前記複数のデータのクラス内ばらつきとの加重平均を含む、

付記 1 又は 2 に記載の情報処理装置。

【 0 1 8 5 】

( 付記 4 )

前記第 1 関数は、前記複数のクラスにわたる前記複数のデータのクラス間ばらつきの平均を示す第 3 項を更に含み、

前記第 2 関数は、前記複数のクラスにわたる前記複数のデータのクラス内ばらつきの平均を示す第 4 項を更に含む、

付記 1 乃至 3 のいずれか 1 項に記載の情報処理装置。

【 0 1 8 6 】

( 付記 5 )

前記最適化は、前記目的関数を最大化又は最小化する処理である

付記 1 乃至 4 のいずれか 1 項に記載の情報処理装置。

【 0 1 8 7 】

( 付記 6 )

前記データは、生体情報から抽出された特徴量データである、

付記 1 乃至 5 のいずれか 1 項に記載の情報処理装置。

【 0 1 8 8 】

( 付記 7 )

前記特定クラスは、前記生体情報を用いた生体照合における照合対象者に対応する特徴量データが分類されるクラスである、

付記 6 に記載の情報処理装置。

【 0 1 8 9 】

( 付記 8 )

前記複数のクラスは、複数の端末にそれぞれ対応しており、

前記複数の端末のうちの前記特定クラスに対応する端末に前記射影行列を送信する送信手段を更に有する、

付記 1 乃至 7 のいずれか 1 項に記載の情報処理装置。

【 0 1 9 0 】

( 付記 9 )

コンピュータが、

各々が複数のクラスのいずれかに分類された複数のデータを取得するステップと、

前記複数のデータの統計量を含む目的関数に基づいて、前記複数のデータの次元削減に用いられる射影行列を算出するステップと、

を実行する情報処理方法であって、

前記目的関数は、前記複数のクラスのうちの第 1 クラスと第 2 クラスの間における、前記複数のデータのクラス間ばらつきを示す第 1 項を含む第 1 関数と、前記第 1 クラスと前記第 2 クラスの少なくとも 1 つにおける、前記複数のデータのクラス内ばらつきを示す第 2 項を含む第 2 関数と、を含み、

前記射影行列を算出するステップは、前記複数のクラスのうちの 1 つである特定クラスを含む組み合わせで前記第 1 クラスと前記第 2 クラスを選択する制約条件の下で前記目的関数の最適化を行うことにより、前記射影行列の算出を行うことを含む、

情報処理方法。

【 0 1 9 1 】

( 付記 1 0 )

コンピュータに、

10

20

30

40

50

各々が複数のクラスのいずれかに分類された複数のデータを取得するステップと、  
 前記複数のデータの統計量を含む目的関数に基づいて、前記複数のデータの次元削減に  
 用いられる射影行列を算出するステップと、

を含む情報処理方法を実行させるプログラムが記憶された記憶媒体であって、

前記目的関数は、前記複数のクラスのうちの第1クラスと第2クラスの間における、前  
 記複数のデータのクラス間ばらつきを示す第1項を含む第1関数と、前記第1クラスと前  
 記第2クラスの少なくとも1つにおける、前記複数のデータのクラス内ばらつきを示す第  
 2項を含む第2関数と、を含み、

前記射影行列を算出するステップは、前記複数のクラスのうちの1つである特定クラス  
 を含む組み合わせで前記第1クラスと前記第2クラスを選択する制約条件の下で前記目的  
 関数の最適化を行うことにより、前記射影行列の算出を行うことを含む、

10

記憶媒体。

【符号の説明】

【0192】

- 1、4 情報処理装置
- 2 イヤホン
- 3 ユーザ
- 20 イヤホン制御装置
- 26 スピーカ
- 27 マイクロホン
- 51、52、53 ユーザ端末
- 101、201 プロセッサ
- 102、202 メモリ
- 103、205 通信I/F
- 104 入力装置
- 105 出力装置
- 110 射影行列算出部
- 111 分離度算出部
- 112 制約設定部
- 113 射影行列更新部
- 121 第1特徴抽出部
- 122 射影行列送信部
- 131 第2特徴抽出部
- 132 特徴選択部
- 133 判定部
- 134 出力部
- 135 射影行列受信部
- 141 訓練データ記憶部
- 142 射影行列記憶部
- 143 対象データ記憶部
- 151 音響特性取得部
- 203 スピーカI/F
- 204 マイクロホンI/F
- 206 バッテリ
- 401 取得手段
- 402 算出手段

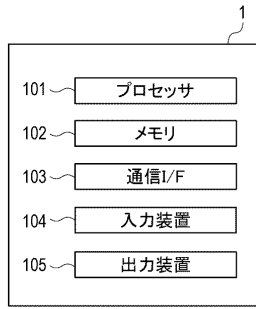
20

30

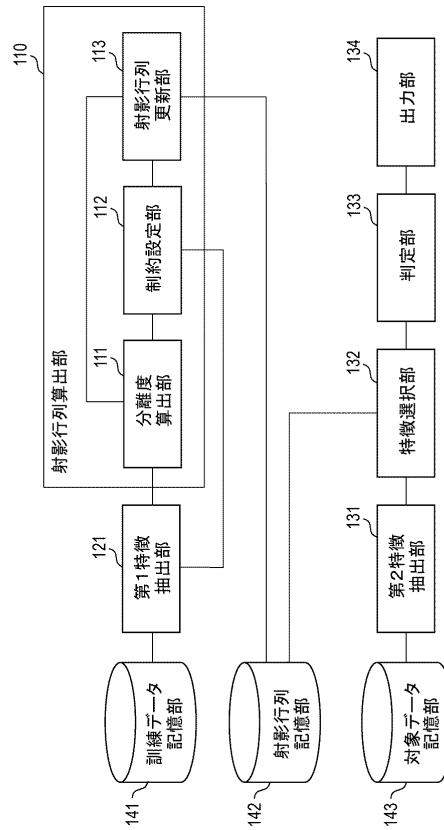
40

【図面】

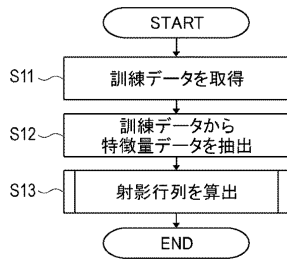
【図 1】



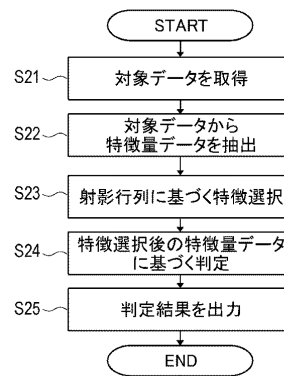
【図 2】



【図 3】



【図 4】



10

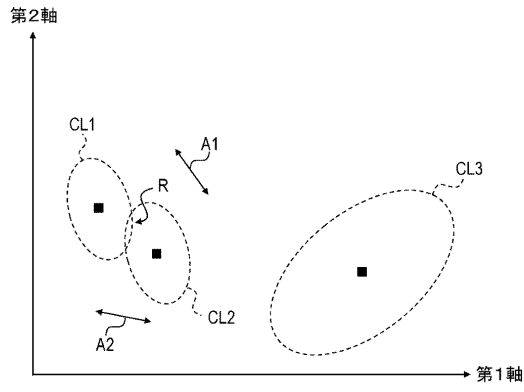
20

30

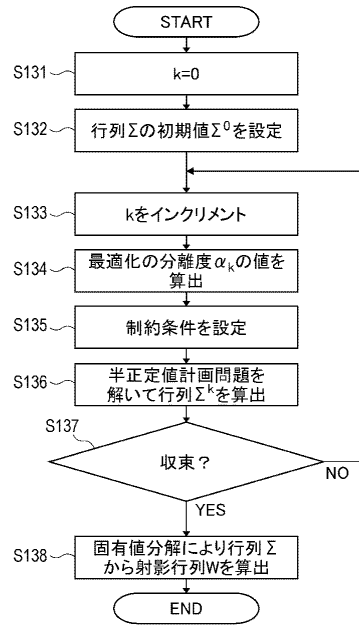
40

50

【図5】



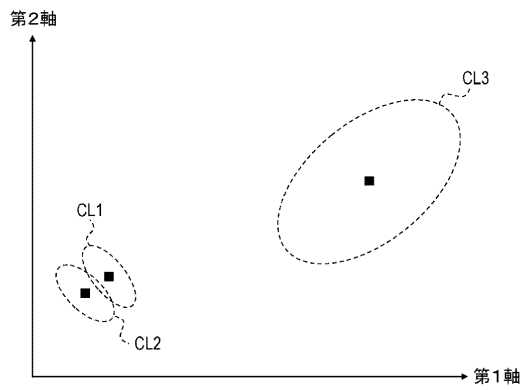
【図6】



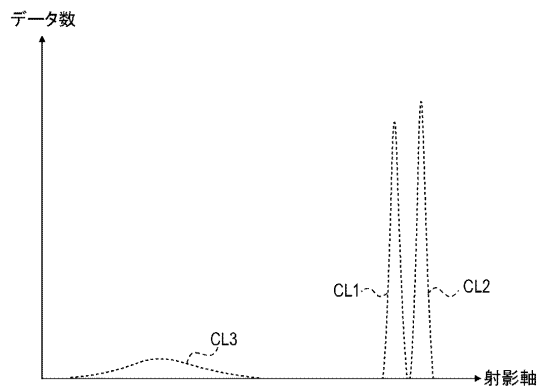
10

20

【図7A】



【図7B】

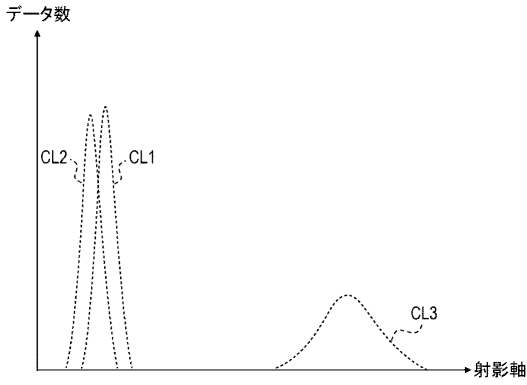


30

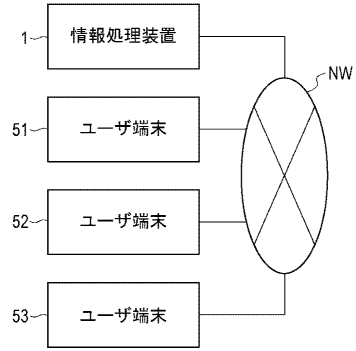
40

50

【図7C】

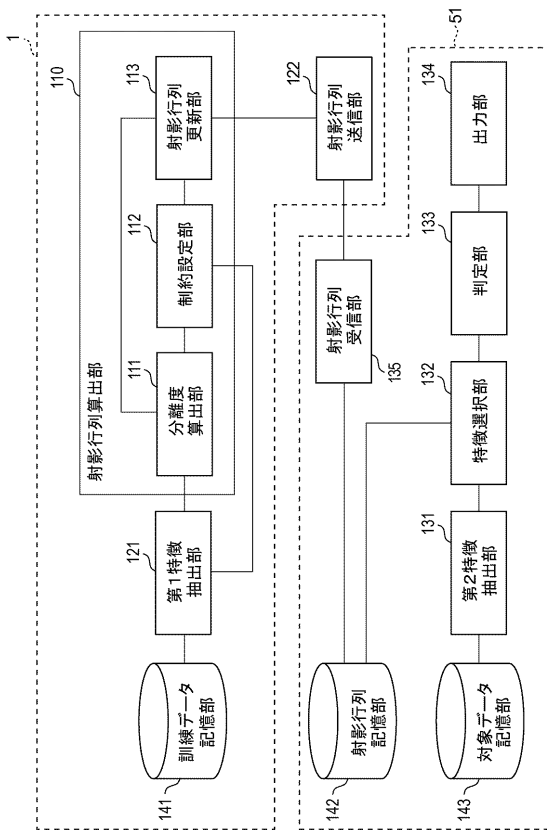


【図8】

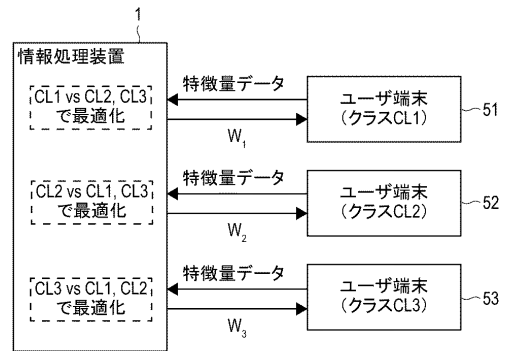


10

【図9】



【図10】



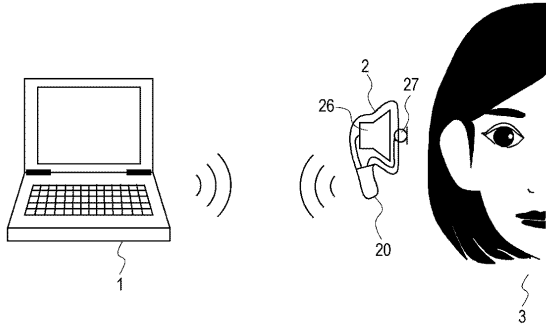
20

30

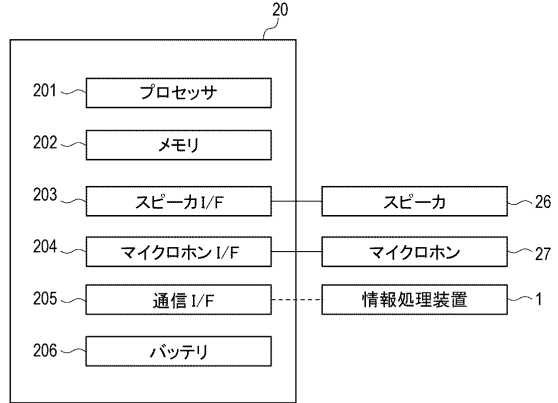
40

50

【図 1 1】

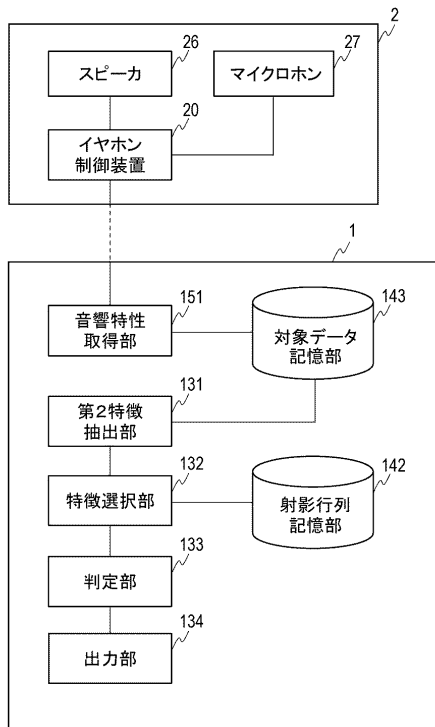


【図 1 2】

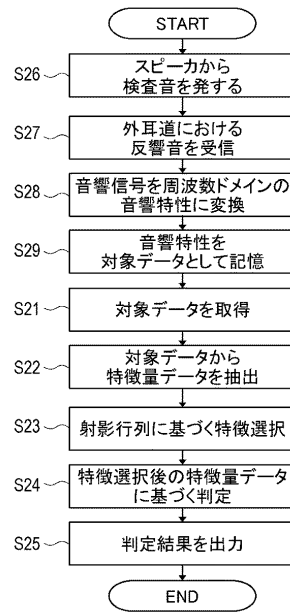


10

【図 1 3】



【図 1 4】



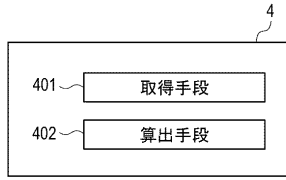
20

30

40

50

【図 15】



10

20

30

40

50

## フロントページの続き

- 株式会社内  
(72)発明者 大杉 孝司  
東京都港区芝五丁目7番1号 日本電気株式会社内
- 審査官 山本 俊介
- (56)参考文献 特開2010-250670(JP,A)  
伊藤 良峻, 越仲 孝文, 分散比の最悪ケースを考慮した線形判別分析とその耳音響認証への  
応用, 日本音響学会 2020年 秋季研究発表会講演論文集 [CD-ROM], 2020年08  
月26日, pp.631-634, ISSN 1880-7658  
SU, Bing ほか, Heteroscedastic Max-Min Distance Analysis for Dimensionality Reduction,  
IEEE Transactions on Image Processing[online], IEEE, 2018年05月21日, Vol.27, No.8,  
pp.4052-4065, [retrieved on 2020.10.02], Retrieved from the Internet: URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8361488>, DOI: 10.1109/TIP.2018.2836312
- (58)調査した分野 (Int.Cl., DB名)  
G 0 6 N 9 9 / 0 0  
G 0 6 F 1 8 / 2 5